



TUGAS AKHIR – SS141501

**PERAMALAN VOLUME BONGKAR MUAT
NON PETIKEMAS DOMESTIK DI EMPAT
TERMINAL PELABUHAN TANJUNG PERAK
MENGUNAKAN METODE *UNIVARIATE* DAN
*MULTIVARIATE TIME SERIES***

**DEVI LINDASARI
NRP 1313 100 069**

**Dosen Pembimbing
Dr. Drs. Agus Suharsono, M.S.
Dr. Dra. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc.**

**PROGRAM STUDI SARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017**



TUGAS AKHIR – SS141501

**PERAMALAN VOLUME BONGKAR MUAT
NON PETIKEMAS DOMESTIK DI EMPAT
TERMINAL PELABUHAN TANJUNG PERAK
MENGUNAKAN METODE *UNIVARIATE* DAN
*MULTIVARIATE TIME SERIES***

**DEVI LINDASARI
NRP 1313 100 069**

**Dosen Pembimbing
Dr. Drs. Agus Suharsono, M.S.
Dr. Dra. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc.**

**PROGRAM STUDI SARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017**



FINAL PROJECT – SS141501

**FORECASTING OF DOMESTIC NON-CONTAINER
LOADING AND UNLOADING VOLUME
AT FOUR TERMINAL OF TANJUNG PERAK PORT
USING UNIVARIATE AND MULTIVARIATE
TIME SERIES**

**DEVI LINDASARI
NRP 1313 100 069**

**Dosen Pembimbing
Dr. Drs. Agus Suharsono, M.S.
Dr. Dra. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc.**

**UNDERGRADUATE PROGRAMME
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017**

LEMBAR PENGESAHAN

PERAMALAN VOLUME BONGKAR MUAT NON PETIKEMAS DOMESTIK DI EMPAT TERMINAL PELABUHAN TANJUNG PERAK MENGUNAKAN METODE *UNIVARIATE* DAN *MULTIVARIATE TIME SERIES*

TUGAS AKHIR

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Sains
pada

Program Studi Sarjana Departemen Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

Devi Lindasari
NRP. 1313 100 069

Disetujui oleh Pembimbing:

Dr. Drs. Agus Suharsono, M.S

NIP. 19580823 198403 1 003

Dr. Dra. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc

NIP. 19570724 198503 2 002

()
()



NIP. 19710929 199512 1 001

SURABAYA, JULI 2017

PERAMALAN VOLUME BONGKAR MUAT NON PETIKEMAS DOMESTIK DI EMPAT TERMINAL PELABUHAN TANJUNG PERAK MENGGUNAKAN METODE *UNIVARIATE* DAN *MULTIVARIATE TIME SERIES*

Nama Mahasiswa : Devi Lindasari
NRP : 1313 100 069
Departemen : Statistika
Dosen Pembimbing 1 : Dr. Drs. Agus Suharsono, M.S.
Dosen Pembimbing 2 : Dr. Dra. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc.

Abstrak

Pelabuhan Tanjung Perak menjadi salah satu pintu gerbang Indonesia yang berfungsi sebagai kolektor dan distributor barang dari dan ke Kawasan Timur Indonesia. Salah satu pelayanan jasa yang diberikan oleh Pelabuhan Tanjung Perak adalah bongkar muat non petikemas domestik. Pelabuhan Tanjung Perak mengelola empat terminal besar yaitu Terminal Jamrud, Terminal Nilam, Terminal Mirah, dan Terminal Kalimas. Gambaran mengenai volume bongkar muat non petikemas di masing-masing terminal Pelabuhan Tanjung Perak pada masa mendatang dapat diperoleh dengan menggunakan metode peramalan. Dalam penelitian ini digunakan metode univariate dan multivariate time series untuk mendapatkan model time series terbaik dalam meramalkan volume bongkar muat non petikemas domestik di masing-masing terminal Pelabuhan Tanjung Perak. Data yang digunakan adalah data bulanan volume bongkar muat non petikemas domestik dalam satuan ton dari tahun 2012 hingga 2016 yang diperoleh dari PT. Pelabuhan Indonesia III (Persero) Cabang Tanjung Perak.

Peramalan secara univariate (ARIMA) dilakukan pada masing-masing terminal, sedangkan peramalan secara multivariate (VAR) dilakukan pada terminal yang memiliki hubungan kausalitas berdasarkan uji Granger causality yaitu Terminal Jamrud dan Terminal Nilam. Berdasarkan hasil analisis diperoleh kesimpulan bahwa volume bongkar muat non petikemas di Terminal Jamrud dan Nilam lebih baik jika

diramalkan dengan metode VAR, yaitu model VAR (3). Sedangkan model ARIMA terbaik untuk meramalkan Terminal Mirah adalah ARIMA ([1,9],0,0) dan model ARIMA terbaik untuk Terminal Kalimas adalah ARIMA ([3],0,0).

Kata kunci : ARIMA, non petikemas domestik, VAR, volume bongkar muat.

FORECASTING OF DOMESTIC NON-CONTAINER LOADING AND UNLOADING VOLUME AT FOUR TERMINAL OF TANJUNG PERAK PORT USING UNIVARIATE AND MULTIVARIATE TIME SERIES

Name : Devi Lindasari
Student : 1313 100 069
Department : Statistika
Supervisor 1 : Dr. Drs. Agus Suharsono, M.S.
Supervisor 2 : Dr. Dra. Agnes Tuti Rumiati,
M.Sc.

Abstract

Tanjung Perak Port becomes one of the gateways of Indonesia that serves as collectors and distributors of goods to and from Eastern Indonesia. One of the services provided by Tanjung Perak Port is domestic non-container loading and unloading. Tanjung Perak Port manages four major terminals namely Jamrud, Nilam, Mirah, and Kalimas. Description of the volume of domestic non-container loading and unloading at each terminal of Tanjung Perak Port in the future may be obtained by using forecasting methods. This research used univariate and multivariate time series method to get the best time series model for forecasting the volume of domestic non-container loading and unloading in each terminal of Tanjung Perak Port. This research used monthly data of domestic non-container loading and unloading volume in tonnes from 2012 to 2016 obtained from PT. Pelabuhan Indonesia III (Persero) Cabang Tanjung Perak.

Univariate forecasting (ARIMA) is used for each terminal, whereas multivariate forecasting (VAR) is used for Jamrud and Nilam Terminal that have causality relationship based on Granger causality result. Based on the analysis result, it can be concluded that the volume of domestic non-container loading and unloading at Terminal Jamrud and Nilam is better if predicted by VAR model, that is VAR(3). While the best ARIMA model for predicting Mirah Terminal is ARIMA ([1,9], 0,0) and the best ARIMA model for Kalimas Terminal is ARIMA ([3], 0,0).

Keywords: *ARIMA, domestic non-container, loading and unloading volume, VAR.*

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah SWT atas segala limpahan rahmat dan hidayah-Nya penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul **“Peramalan Volume Bongkar Muat Non Peti-kemas Domestik di Empat Terminal Pelabuhan Tanjung Perak Menggunakan Metode *Univariate* dan *Multivariate Time Series*”**. Tugas Akhir dapat terselesaikan dengan baik dan lancar tidak lepas dari bimbingan, bantuan dan doa dari berbagai pihak. Oleh karena itu penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Dr. Drs. Agus Suharsono, M.S. dan Ibu Dr. Dra. Agnes Tuti Rumiaty, M.Sc selaku dosen pembimbing Tugas Akhir.
2. Bapak Dr. Suhartono selaku Kepala Departemen Statistika dan Bapak Dr. Sutikno, M.Si selaku Koordinator Program Studi Sarjana Departemen Statistika.
3. Bapak Drs. Haryono, M.Sc. selaku penguji dan Ibu Dr. Irhamah, S.Si, M.Si. selaku penguji sekaligus dosen wali.
4. Divisi Sistem Management, Kinerja Usaha dan IT, Divisi SDM & Umum serta seluruh pihak dari PT. Pelindo III (Persero) Cabang Tanjung Perak Surabaya.
5. Ayah, Ibu, kakak kandung, seluruh keluarga, teman-teman khususnya mahasiswa Statistika dan semua pihak yang telah memberikan bantuan sehingga penyusunan Tugas Akhir ini dapat terselesaikan.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih jauh dari kesempurnaan, oleh karena itu penulis menerima apabila ada saran dan kritik guna penelitian selanjutnya. Semoga penelitian ini bermanfaat bagi kita semua.

Surabaya, Juli 2017

Penulis

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
COVER PAGE	iii
LEMBAR PENGESAHAN	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR TABEL	xvii
DAFTAR LAMPIRAN	xix
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah	6
1.3 Tujuan Penelitian.....	6
1.4 Manfaat Penelitian.....	6
1.5 Batasan Penelitian	7
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Pelabuhan Tanjung Perak.....	9
2.1.1 Bongkar Muat.....	9
2.1.2 Terminal Pelabuhan.....	10
2.2 Analisis Deret Waktu	12
2.3 <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> (ARIMA)...	13
2.3.1 Identifikasi Model ARIMA	14
2.3.2 Estimasi dan Pengujian Parameter ARIMA	17
2.3.3 <i>Diagnostic Checking</i> ARIMA	18
2.4 <i>Vector Autoregressive</i> (VAR)	19
2.4.1 Identifikasi Model VAR	20
2.4.2 Pengujian <i>Granger Causality</i>	22
2.4.3 Estimasi dan Pengujian Parameter VAR	22
2.4.4 <i>Diagnostic Checking</i> VAR	23

2.5	Pemilihan Model Terbaik	24
2.6	<i>Outlier</i>	25
BAB III METODOLOGI PENELITIAN		
3.1	Sumber Data	25
3.2	Variabel Penelitian	25
3.3	Langkah Analisis	25
3.4	Diagram Alir	28
BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN		
4.1	Karakteristik Volume Bongkar Muat Non Petikemas Domestik	33
4.2	Pemodelan <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> (ARIMA)	39
4.2.1	Pemodelan ARIMA untuk Volume Bongkar Muat Non Petikemas Domestik Terminal Jamrud ..	40
4.2.2	Pemodelan ARIMA untuk Volume Bongkar Muat Non Petikemas Domestik Terminal Nilam	46
4.2.3	Pemodelan ARIMA untuk Volume Bongkar Muat Non Petikemas Domestik Terminal Mirah	51
4.2.4	Pemodelan ARIMA untuk Volume Bongkar Muat Non Petikemas Domestik Terminal Kalimas	57
4.3	Pemodelan <i>Vector Autoregressive</i> (VAR)	63
4.4	Pemilihan Model Terbaik	73
4.5	Hasil <i>Forecast</i> Volume Bongkar Muat Non Petikemas Domestik	75
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN		
5.1	Kesimpulan	77
5.2	Saran	77
DAFTAR PUSTAKA		79
LAMPIRAN		83

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1	Denah Lokasi Dermaga11
Gambar 3.1	Diagram Alir Metode ARIMA30
Gambar 3.2	Diagram Alir Metode VAR31
Gambar 4.1	Perkembangan Volume Bongkar Muat Non Petikemas Domestik Pelabuhan Tanjung Perak Tahun 2012-2016.....34
Gambar 4.2	Perkembangan Volume Bongkar Muat Non Petikemas Domestik di Empat Terminal Pelabuhan Tanjung Perak36
Gambar 4.3	<i>Time Series Plot</i> Volume Bongkar Muat Non Petikemas Domestik di Terminal (a) Jamrud (b) Nilam (c) Mirah (d) Kalimas38
Gambar 4.4	<i>Time Series Plot Data In-sample</i> Terminal Jamrud40
Gambar 4.5	<i>Box-Cox Plot</i> Terminal Jamrud41
Gambar 4.6	Plot ACF Terminal Jamrud Sebelum <i>Differencing</i>41
Gambar 4.7	Plot (a) ACF (b) PACF Terminal Jamrud Tanpa <i>Differencing</i>42
Gambar 4.8	Plot (a) ACF (b) PACF Terminal Jamrud dengan <i>Differencing</i>43
Gambar 4.9	<i>Time Series Plot Data In-sample</i> Terminal Nilam46
Gambar 4.10	<i>Box-Cox Plot</i> Terminal Nilam46
Gambar 4.11	Plot ACF Terminal Nilam Sebelum <i>Differencing</i>47
Gambar 4.12	Plot (a) ACF (b) PACF Terminal Nilam Tanpa <i>Differencing</i>48
Gambar 4.13	Plot (a) ACF (b) PACF Terminal Nilam dengan <i>Differencing</i>48
Gambar 4.14	<i>Time Series Plot Data In-sample</i> Terminal Mirah51

Gambar 4.15	<i>Box-Cox</i> Terminal Mirah (a) Sebelum Transformasi (b) Setelah Transformasi	52
Gambar 4.16	Plot ACF Terminal Mirah Sebelum <i>Differencing</i>	53
Gambar 4.17	Plot (a) ACF (b) PACF Terminal Mirah Tanpa <i>Differencing</i>	54
Gambar 4.18	Plot (a) ACF (b) PACF Terminal Mirah dengan <i>Differencing</i>	54
Gambar 4.19	<i>Time Series Plot</i> Data <i>In-sample</i> Terminal Kalimas	57
Gambar 4.20	<i>Box-Cox Plot</i> Terminal Kalimas	58
Gambar 4.21	Plot ACF Terminal Jamrud Sebelum <i>Differencing</i>	58
Gambar 4.22	Plot (a) ACF (b) PACF Terminal Kalimas Tanpa <i>Differencing</i>	59
Gambar 4.23	Plot (a) ACF (b) PACF Terminal Kalimas dengan <i>Differencing</i>	60
Gambar 4.24	Plot MACF Tiga Terminal	64
Gambar 4.25	Plot MPACF Tiga Terminal	65
Gambar 4.26	Plot MACF Dua Terminal	67
Gambar 4.27	Plot MPACF Dua Terminal	68
Gambar 4.28	Keterkaitan antara Terminal Jamrud dan Terminal Nilam	71
Gambar 4.29	Plot MCCF Residual Model VAR(3)	72

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Transformasi <i>Box-Cox</i>	15
Tabel 2.2 Identifikasi Model ARIMA	17
Tabel 3.1 Variabel Penelitian.....	27
Tabel 4.1 Karakteristik Volume Bongkar Muat Non Petikemas Domestik	39
Tabel 4.2 Kemungkinan Model ARIMA Terminal Jamrud....	43
Tabel 4.3 Estimasi Parameter Model ARIMA Terminal Jamrud.....	44
Tabel 4.4 <i>Diagnostic Checking</i> Terminal Jamrud	44
Tabel 4.5 Kriteria Pemilihan Model ARIMA Terminal Jamrud.....	45
Tabel 4.6 Kemungkinan Model ARIMA Terminal Nilam	49
Tabel 4.7 Estimasi Parameter Terminal Nilam	49
Tabel 4.8 <i>Diagnostic Checking</i> Terminal Nilam	49
Tabel 4.9 Kriteria Pemilihan Model ARIMA Terminal Nilam	50
Tabel 4.10 Kemungkinan Model ARIMA Terminal Mirah.....	54
Tabel 4.11 Estimasi Parameter Terminal Mirah	55
Tabel 4.12 <i>Diagnostic Checking</i> Terminal Mirah	55
Tabel 4.13 Kriteria Pemilihan Model ARIMA Terminal Mirah.....	56
Tabel 4.14 Kemungkinan Model ARIMA Terminal Kalimas	60
Tabel 4.15 <i>Outlier Residual</i> Model ARIMA ([3],0,0).....	61
Tabel 4.16 Estimasi Parameter Terminal Kalimas.....	61
Tabel 4.17 <i>Diagnostic Checking</i> Terminal Kalimas.....	62
Tabel 4.18 Kriteria Pemilihan Model ARIMA Terminal Kalimas	62
Tabel 4.19 <i>Minimum Information Criterion</i> Model Awal	65
Tabel 4.20 Hasil Uji <i>Granger Causality</i> Tiga Terminal.....	66
Tabel 4.21 <i>Minimum Information Criterion</i> Model Awal Dua Terminal	68

Tabel 4.22	Hasil Uji <i>Granger Causality</i> Dua Terminal.....	69
Tabel 4.23	Estimasi Parameter Model VAR (3) Sebelum <i>Restrict</i>	69
Tabel 4.24	Estimasi Parameter Model VAR (3) Setelah <i>Restrict</i>	70
Tabel 4.25	Hasil Uji <i>Portmanteau</i>	72
Tabel 4.26	Perbandingan Nilai RMSE <i>Out Sample</i> Model ARIMA dan VAR.....	73
Tabel 4.27	Hasil Ramalan Volume Bongkar Muat Non Petikemas Domestik Terminal Jamrud dan Nilam Tahun 2017 (Ton)	75
Tabel 4.28	Hasil Ramalan Volume Bongkar Muat Non Petikemas Domestik Terminal Mirah dan Kalimas Tahun 2017 (Ton).....	75
Tabel 4.29	Total Ramalan Volume Bongkar Muat Non Petikemas Domestik Pelabuhan Tanjung Perak Tahun 2017 (Ton)	76

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1 Data Volume Bongkar Muat Non Petikemas Domestik Pelabuhan Tanjung Perak di Empat Terminal	83
Lampiran 2 <i>Output</i> Statistika Deskriptif.....	84
Lampiran 3 <i>Syntax</i> dan <i>Output</i> Uji Normal Multivariat	84
Lampiran 4 <i>Syntax</i> dan <i>Output Augmented Dickey Fuller</i> <i>Test</i>	85
Lampiran 5 <i>Syntax</i> SAS Model ARIMA	88
Lampiran 6 <i>Output</i> SAS Model ARIMA Terminal Jamrud ...	89
Lampiran 7 <i>Output</i> SAS Model ARIMA Terminal Nilam	92
Lampiran 8 <i>Output</i> SAS Model ARIMA Terminal Mirah	95
Lampiran 9 <i>Output</i> SAS Model ARIMA Terminal Kalimas	100
Lampiran 10 <i>Syntax</i> SAS <i>Granger Causality</i> VAR (1) Tiga Terminal	102
Lampiran 11 <i>Output</i> SAS <i>Granger Causality</i> VAR (1) Tiga Terminal	103
Lampiran 12 <i>Syntax</i> SAS <i>Granger Causality</i> VAR (3) Dua Terminal	104
Lampiran 13 <i>Output</i> SAS <i>Granger Causality</i> VAR (3) Dua Terminal	104
Lampiran 14 <i>Syntax</i> SAS Model VAR (3) Sebelum <i>Restrict</i> ...	105
Lampiran 15 <i>Output</i> SAS Model VAR (3) Sebelum <i>Restrict</i> ...	106
Lampiran 16 <i>Syntax</i> SAS Model VAR (3) Setelah <i>Restrict</i>	108
Lampiran 17 <i>Output</i> SAS Model VAR (3) Setelah <i>Restrict</i>	109

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia merupakan negara kepulauan terbesar di dunia. Hampir dua per tiga wilayah Indonesia adalah lautan. Secara geografis letak Indonesia strategis karena terletak diantara dua benua dan dua samudera yang menjadikannya sebagai tempat alur pelayaran bagi sekitar 70% angkutan barang dari Eropa, Timur Tengah dan dari Asia Selatan ke wilayah Pasifik dan sebaliknya harus melalui perairan Indonesia. Hal ini menjadikan sub sektor perhubungan laut sangat berperan bagi sistem transportasi barang dan penumpang baik untuk pelayaran antar pulau maupun untuk pelayaran internasional. Salah satu komponen dari sistem angkutan laut adalah pelabuhan.¹ Menurut Statistik Perhubungan (2015) jumlah pelabuhan di Indonesia cukup banyak, ada 111 pelabuhan komersial dan 364 pelabuhan non komersial. Terdapat empat BUMN dengan status Persero Terbatas yang berwenang mengelola pelabuhan komersial di Indonesia, yaitu PT Pelabuhan Indonesia (Pelindo) I yang berkedudukan di Medan, PT Pelindo II yang berkedudukan di Jakarta, PT Pelindo III yang berkedudukan di Surabaya, dan PT Pelindo IV berkedudukan di Ujung Pandang. Salah satu pelabuhan yang berada di bawah naungan PT Pelabuhan Indonesia III (Persero) yang juga menjadi kantor pusat PT. Pelabuhan Indonesia III (Persero) adalah Pelabuhan Tanjung Perak.

¹ PP No. 61 Tahun 2009 Tentang Kepelabuhanan, yang dimaksud dengan pelabuhan adalah tempat yang terdiri atas daratan dan/atau perairan dengan batas-batas tertentu sebagai tempat kegiatan pemerintahan dan kegiatan pengusahaan yang dipergunakan sebagai tempat kapal bersandar, naik turun penumpang, dan/atau bongkar muat barang, berupa terminal dan tempat berlabuh kapal yang dilengkapi dengan fasilitas keselamatan dan keamanan pelayaran dan kegiatan penunjang pelabuhan serta sebagai tempat perpindahan intra dan antarmoda transportasi.

Pelabuhan Tanjung Perak merupakan pelabuhan terbesar dan tersibuk kedua di Indonesia, menjadi salah satu pintu gerbang Indonesia yang berfungsi sebagai kolektor dan distributor barang dari dan ke Kawasan Timur Indonesia. Selain itu, Pelabuhan Tanjung Perak memiliki peran yang sangat penting di Jawa Timur dikarenakan sebagian besar kegiatan yang berhubungan dengan kepelabuhanan berada di Pelabuhan Tanjung Perak. Pelabuhan Tanjung Perak mengelola empat terminal besar yaitu Terminal Jamrud, Terminal Nilam, Terminal Mirah, dan Terminal Kalimas. Kegiatan pelayanan jasa yang disediakan oleh PT. Pelabuhan Indonesia III (Persero) Cabang Tanjung Perak antara lain pelayanan jasa kapal, jasa barang, dan jasa properti. Salah satu pelayanan jasa barang yang diberikan adalah bongkar muat. Aktivitas bongkar muat terdiri dari bongkar muat domestik dan internasional. Barang bongkar muat dibedakan menjadi non petikemas dan petikemas. Ke-empat terminal Pelabuhan Tanjung Perak melayani bongkar muat non petikemas. Berdasarkan data dari PT Pelindo III (Persero) Cabang Tanjung Perak dapat diketahui bahwa dari tahun ke tahun volume bongkar muat non petikemas di masing-masing terminal Pelabuhan Tanjung Perak cenderung fluktuatif.

Perkembangan dewasa ini menunjukkan bahwa sejalan dengan semakin kompleksnya dunia usaha, maka kebutuhan untuk memahami masa depan didasarkan pada kerangka pikir yang rasional. Oleh karena itu peramalan mempunyai posisi yang sangat strategis dalam proses administrasi usaha, terutama proses pengambilan keputusan. Sedangkan menurut Makridakis (1999), pada umumnya kegunaan peramalan antara lain untuk menentukan kebutuhan sumber daya di masa yang akan datang, sebagai alat bantu perencanaan, dan untuk membuat keputusan yang tepat. Dalam memberikan jasa pelayanan, volume bongkar muat sangat penting bagi suatu pelabuhan untuk mengukur perkembangan pelabuhan dan dapat dijadikan landasan dalam menyusun strategi bisnis pelabuhan.

Selama ini PT. Pelabuhan Indonesia III (Persero) Cabang Tanjung Perak dalam memproyeksikan volume bongkar muat di Pelabuhan Tanjung Perak untuk waktu yang akan datang masih berdasarkan kepada nilai rata-rata volume bongkar muat dari tahun-tahun sebelumnya, belum menggunakan metode statistik seperti metode peramalan. Oleh karena itu dalam penelitian ini dilakukan peramalan untuk mengetahui peningkatan / penurunan volume bongkar muat non petikemas domestik di masing-masing terminal Pelabuhan Tanjung Perak. Penelitian mengenai peramalan volume bongkar muat di pelabuhan telah banyak dilakukan, metode peramalan yang digunakan pun berbeda-beda sesuai dengan pola data. Beberapa penelitian sebelumnya antara lain dilakukan oleh Fikri (2009) yang meramalkan volume bongkar muat di Terminal Petikemas Surabaya menggunakan metode ARIMA. Zhang, Huang, dan Zhao (2013) mengembangkan model gabungan untuk meramalkan kargo pelabuhan, yaitu terdiri dari model peramalan Grey dan model *logistic growth curve*. Model peramalan Grey merupakan metode yang efektif untuk menangani peramalan dengan sampel kecil. Sedangkan model *logistic growth curve* digunakan untuk data kargo pelabuhan yang memiliki tren berbentuk S, yaitu ditandai dengan pertumbuhan yang lambat pada awalnya, kemudian tumbuh pesat dalam suatu *range*, dan memperlambat lagi setelah batas tertentu. Pada penelitian tersebut dilakukan peramalan secara individu serta peramalan dengan menggabungkan kedua metode. Hasil analisis menyatakan bahwa akurasi model gabungan lebih tinggi daripada peramalan secara individu. Penelitian lainnya dilakukan oleh Jarrett (2015) yang meramalkan volume bongkar muat di pelabuhan *River* di People's Republic of China (PRC) dengan menggunakan metode ARIMA dan dekomposisi multiplikatif. Metode dekomposisi multiplikatif digunakan untuk memodelkan *time series* yang memiliki pola musiman yang mengalami kenaikan atau penurunan. Dari hasil analisis diketahui bahwa metode dekomposisi multiplikatif memiliki nilai *mean square deviation* (MSD) yang lebih kecil dibandingkan metode ARIMA sehingga dapat disimpulkan bahwa

metode dekomposisi multiplikatif lebih akurat dibandingkan ARIMA dalam meramalkan volume bongkar muat di pelabuhan *River*.

Pada penelitian-penelitian terdahulu, dilakukan peramalan untuk jumlah keseluruhan barang yang di bongkar muat di suatu pelabuhan, tidak di lakukan peramalan di masing-masing terminal pelabuhan. Oleh karena itu metode yang lebih banyak digunakan adalah metode *univariate time series*, sedangkan metode *multivariate time series* seperti *Vector Autoregressive* (VAR) jarang digunakan. Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) atau model gabungan auto-regresi (AR) dengan rata-rata bergerak (MA), adalah jenis model linier yang mampu mewakili deret waktu yang stasioner maupun non-stasioner dimana sangat baik ketepatannya untuk peramalan jangka pendek. Metode ini sering digunakan untuk melakukan peramalan tanpa memperhatikan adanya pengaruh variabel lain. Sedangkan pada metode *Vector Autoregressive* (VAR) merupakan pemodelan yang memperhatikan adanya pengaruh variabel lain. VAR merupakan metode yang dapat dipakai untuk mengetahui apakah satu variabel mempengaruhi variabel lainnya, atau sebaliknya, atau keduanya. VAR memiliki n-persamaan, n-variabel linear dimana setiap variabel dapat dijelaskan oleh nilai sebelumnya, dimana nilai ini merupakan nilai di masa lalu dan masa sekarang sampai variabel ke n-1 (Stock & Watson, 2001). VAR menjanjikan penyediaan pendekatan yang kredibel terhadap pendeskripsian data, peramalan, struktural inferensi dan analisis kebijakan (Sims, 1980). Model VAR mempunyai kelebihan yaitu metode ini sederhana tanpa harus membedakan mana variabel dependen (Y) dan variabel independen (X) (Enders, 2014). Selain itu model relatif mudah untuk diestimasi, baik dengan metode *least square* (LS), *maksimum likelihood* (ML), ataupun metode Bayesian. Ketiga metode estimasi memiliki penyelesaian yang *close form*. Tidak seperti pemodelan VARMA yang melibatkan koefisien MA sehingga terdapat kesulitan dalam estimasi non-linier yang rumit dan tidak ada solusi yang *close form* (Tsay, 2013). Gujarati juga (2003) menyatakan bahwa dalam

banyak kasus, ramalan yang diperoleh dengan metode VAR lebih baik dari metode yang lebih kompleks (Gujarati, 2003).

Aktivitas bongkar muat non petikemas domestik di terminal-terminal Pelabuhan Tanjung Perak diduga saling berhubungan. Jika suatu terminal sedang sibuk / antrian kapal terlalu banyak, maka kapal dapat dialihkan ke terminal lain. Akibatnya, jika pada suatu waktu aktivitas bongkar muat non petikemas di salah satu terminal meningkat maka akan meningkatkan aktivitas bongkar muat di terminal lainnya, baik pada waktu yang sama ataupun pada waktu selanjutnya. Hal inilah yang dijadikan dasar pertimbangan untuk membandingkan hasil peramalan antara metode ARIMA dan VAR. Metode *Vector Auto-regressive* (VAR) telah banyak digunakan dalam penelitian-penelitian, diantaranya oleh Chairany (2013) yang membahas tentang *contagions effect* kurs 5 negara ASEAN (*Association of Southeast Asian Nations*), Anggraeni (2014) yang meramalkan penjualan sepeda motor tiap jenis di wilayah Surabaya dan Blitar dengan model ARIMA *Box-Jenkins* dan *Vector Autoregressive* (VAR), Tianto (2014) yang melakukan peramalan harga saham perusahaan seluler di Indonesia, Putri (2015) yang membahas tentang peramalan indeks harga saham perusahaan finansial LQ45 menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Vector Autoregressive* (VAR), Wulansari (2016) yang meramalkan harga saham perusahaan pertambangan emas di Indonesia menggunakan metode ARIMA dan VAR.

Berdasarkan latar belakang tersebut peneliti menerapkannya dalam meramalkan volume bongkar muat non petikemas domestik di masing-masing terminal Pelabuhan Tanjung Perak dengan menggunakan metode ARIMA dan VAR sehingga didapatkan model *time series* terbaik untuk meramalkan volume bongkar muat non petikemas domestik di masing-masing terminal Tanjung Perak selama 12 bulan ke depan. Dari hasil ramalan diharapkan pihak perencanaan operasional di masing-masing terminal dapat mengantisipasi perkembangan tersebut dan dapat dilakukan perencanaan bongkar muat yang lebih efektif dan efisien dengan

segala peralatan, fasilitas, tenaga kerja bongkar muat, dan segala keperluan lainnya.

1.2 Rumusan Masalah

Selama ini PT. Pelabuhan Indonesia III (Persero) Cabang Tanjung Perak dalam memproyeksikan volume bongkar muat di Pelabuhan Tanjung Perak untuk waktu yang akan datang masih berdasarkan kepada nilai rata-rata volume bongkar muat dari tahun-tahun sebelumnya, belum menggunakan metode statistik secara maksimal seperti metode peramalan. Oleh karena itu dalam penelitian ini dilakukan peramalan dengan menggunakan metode *univariate time series* (ARIMA) dan *multivariate time series* (VAR) sehingga diketahui bagaimana persamaan model *time series* terbaik untuk meramalkan volume bongkar muat non petikemas domestik di empat terminal Pelabuhan Tanjung Perak selama 12 bulan ke depan.

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai berdasarkan rumusan masalah tersebut adalah sebagai berikut.

1. Mendapatkan persamaan model *time series* terbaik untuk meramalkan volume bongkar muat non petikemas domestik di empat terminal Pelabuhan Tanjung Perak.
2. Meramalkan volume bongkar muat non petikemas domestik di empat terminal Pelabuhan Tanjung Perak selama 12 bulan pada tahun 2017 berdasarkan data kegiatan bongkar muat tahun 2012-2016.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mendapatkan peramalan yang tepat untuk volume bongkar muat non petikemas domestik di masing-masing terminal Pelabuhan Tanjung Perak sehingga diharapkan dapat dijadikan sebagai alat perencanaan bagi pihak otoritas PT. Pelabuhan Indonesia III (Persero) Cabang Tanjung Perak

selaku pihak penyelenggara kegiatan bongkar muat di Pelabuhan Tanjung Perak.

2. Menambah wawasan keilmuan tentang pengaplikasian ilmu statistika dalam kehidupan sehari-hari terutama dalam peramalan volume bongkar muat non petikemas domestik.

1.5 Batasan Penelitian

Batasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Peramalan hanya dilakukan pada volume bongkar muat non petikemas domestik.
2. Satuan pengukuran bongkar muat yang digunakan adalah ton.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Pelabuhan Tanjung Perak

Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya merupakan salah satu pintu gerbang Indonesia yang berfungsi sebagai kolektor dan distributor barang dari dan ke Kawasan Timur Indonesia termasuk Jawa Timur. Karena letaknya yang strategis dan didukung oleh daerah *hinterland* Jawa Timur yang potensial, maka Pelabuhan Tanjung Perak juga merupakan pusat pelayaran samudera atau *ocean going shipping*. Pelabuhan Tanjung Perak dikelola oleh PT. Pelabuhan Indonesia III (Persero) Cabang Tanjung Perak yang menjalankan bisnis inti sebagai penyedia fasilitas jasa kepelabuhanan, memiliki peran kunci untuk menjamin kelangsungan dan kelancaran angkutan laut. Salah satu jenis pelayanan yang disediakan oleh PT. Pelindo III (Persero) Cabang Tanjung Perak adalah pelayanan jasa kapal. Pelayanan jasa kapal meliputi perairan dan kolam pelabuhan untuk lalu lintas pelayaran dan tempat berlabuh, pelayanan pemanduan dan penundaan kapal keluar masuk pelabuhan dan olah gerak kapal di pelabuhan, serta fasilitas dermaga untuk tempat bertambat kapal serta melakukan kegiatan bongkar muat barang (PT Pelindo III (Persero) Cabang Tanjung Perak, 2015).

2.1.1 Bongkar Muat

Bongkar muat adalah pekerjaan membongkar barang dari kapal ke dermaga / tongkang / truk atau memuat barang dari dermaga / tongkang / truk ke dalam kapal sampai dengan tersusun dalam palka kapal dengan menggunakan derek kapal atau derek darat. Aktivitas bongkar muat terdiri dari bongkar muat domestik dan internasional. Bongkar muat domestik merupakan pembongkaran atau pemuatan barang yang berasal dari pelayaran di dalam negeri atau pelayaran antar pulau. Bongkar muat internasional (ekspor-impor) merupakan pembongkaran atau pemuatan barang yang berasal dari pelayaran antar negara.

Barang yang di bongkar dan di muat dapat berupa petikemas maupun non petikemas. Petikemas adalah peti berbentuk empat persegi panjang yang dirancang khusus dengan ukuran tertentu terbuat dari besi maupun aluminium serta memiliki pintu di salah satu sisinya serta dapat digunakan berulang kali sebagai tempat untuk menyimpan sekaligus mengangkut muatan yang ada didalamnya dan telah ditetapkan berdasarkan *International for Standarization Organization* (ISO). Sedangkan muatan non petikemas adalah muatan yang tidak menggunakan petikemas dalam mengangkut barang. Non petikemas meliputi barang dengan kemasan *general cargo*, *bag cargo*, curah kering, curah cair, dan *unitized / pallet*. Salah satu satuan pengukuran volume bongkar muat non petikemas adalah ton (PT Pelindo III (Persero) Cabang Tanjung Perak, 2015).

2.1.2 Terminal Pelabuhan

Pelabuhan Tanjung Perak mengelola empat terminal besar yaitu Terminal Jamrud, Terminal Nilam, Terminal Mirah, dan Terminal Kalimas. Terminal Jamrud terdiri dari tiga dermaga yaitu Jamrud Utara, Jamrud Selatan, dan Jamrud Barat. Jamrud Utara diperuntukkan kegiatan embarkasi dan debarkasi penumpang domestik dan kapal pesiar serta operasi ekspor impor. Sedangkan Jamrud Barat dan Selatan untuk operasi bongkar muat non petikemas domestik. Terminal Nilam terdiri dari Terminal Multipurpose dan Terminal Konvensional. Terminal Multipurpose Nilam diperuntukkan bagi operasi bongkar muat petikemas domestik, sedangkan Terminal Konvensional Nilam diperuntukkan bagi pelayaran samudera antarpulau dan bongkar muat non petikemas domestik. Terminal Mirah melayani bongkar muat petikemas dan non petikemas domestik. Sedangkan Terminal Kalimas dikhususkan melayani kapal-kapal pelayaran rakyat (Pelra). Karakteristik kapal yang dapat melakukan bongkar muat di Terminal Kalimas berbeda dengan terminal lainnya. Hanya kapal-kapal yang berukuran kurang dari 500 GT yang dapat bersandar di Terminal Kalimas untuk dapat melakukan kegiatan bongkar muat. Sedangkan ketiga terminal lainnya diperuntukkan kapal-kapal

berukuran besar yaitu kapal berukuran lebih dari 500 GT. Denah lokasi ke-empat terminal Pelabuhan Tanjung Perak disajikan dalam Gambar 2.1.



Sumber: <https://www.pelindo.co.id>

Gambar 2.1 Denah Lokasi Dermaga

Keterangan:

- A : Dermaga Jamrud Utara
- B : Dermaga Jamrud Barat
- C : Dermaga Jamrud Selatan
- D : Dermaga Kalimas
- E : Dermaga Mirah
- I : Dermaga Nilam

Dermaga dengan simbol F, G, dan H adalah dermaga dari Terminal Berlian. Sedangkan simbol J, K, L, M merupakan dermaga dari TPS (Terminal Petikemas Surabaya). Kedua terminal ini merupakan dermaga dari anak perusahaan PT. Pelindo III (Persero) Cabang Tanjung Perak yang melayani bongkar muat petikemas (Pelindo III, 2015).

2.2 Analisis Deret Waktu

Time series merupakan rangkaian pengamatan yang diambil secara berurutan dalam suatu waktu tertentu dimana waktu yang digunakan mempunyai interval yang sama, misalnya dalam harian, mingguan, bulanan, tahunan, dan lain-lain. *Time series* diterapkan dalam berbagai bidang seperti ekonomi, bisnis, *engineering*, ilmu pengetahuan alam, dan ilmu sosial. Rangkaian data dalam *time series* dinyatakan dengan variabel Z_t , dimana t merupakan indeks waktu urutan pengamatan.

Analisis deret waktu atau *time series analysis* merupakan salah satu teknik analisis data yang mempertimbangkan pengaruh waktu. Keunggulan analisis deret waktu adalah data tidak hanya bisa dilakukan untuk satu variabel (*univariate*) tetapi juga bisa untuk banyak variabel (*multivariate*). Hal ini dapat dilakukan karena pada umumnya data deret waktu menunjukkan pola yang sama pada periode waktu tertentu (Wei, 2006). Metode *time series* mempelajari pola gerakan-gerakan nilai variabel pada satu interval tertentu (misal mingguan, bulanan, atau tahunan). Tujuan dari analisis deret waktu adalah menemukan pola dalam deret historis dan mengekstrapolasikan pola tersebut ke masa depan.

Menurut Makridakis, et al., (1999) pola data dapat dibedakan menjadi empat jenis yaitu:

1. Pola Horizontal

Tipe data horizontal ialah ketika data observasi berubah-ubah di sekitar tingkatan atau rata-rata yang konstan. Sebagai contoh penjualan tiap bulan suatu produk tidak meningkat atau menurun secara konsisten pada suatu waktu.

2. Pola Musiman (*Seasonal*)

Tipe data *seasonal* ialah ketika observasi dipengaruhi oleh musiman, yang ditandai dengan adanya pola perubahan yang berulang secara otomatis dari tahun ketahun. Sebagai contoh adalah pola data pembelian buku baru pada tahun ajaran baru.

3. Pola *Trend*

Tipe data *trend* ialah ketika observasi naik atau menurun pada perluasan periode suatu waktu. Sebagai contoh adalah data

populasi.

4. Pola Siklis

Tipe data siklis ditandai dengan adanya fluktuasi bergelombang data yang terjadi di sekitar garis *trend*. Sebagai contoh adalah data-data pada kegiatan ekonomi dan bisnis.

2.3 Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

ARIMA atau *Autoregressive Integrated Moving Average* merupakan salah satu metode peramalan yang sering digunakan pada data *time series*. Model ARIMA (p, d, q) mempunyai orde p sebagai orde model *Autoregressive* (AR), orde d sebagai *differencing*, dan orde q sebagai orde model *Moving Average* (MA). Model *Autoregressive* (AR) merupakan suatu model yang menunjukkan adanya keterkaitan antara suatu nilai pada waktu sekarang (Z_t) dengan nilai pada waktu sebelumnya (Z_{t-k}), ditambah dengan suatu nilai acak a_t yang *white noise* dan berdistribusi normal $(0, \sigma_a^2)$. Model *Moving Average* (MA) menunjukkan adanya keterkaitan antara nilai pada waktu sekarang (Z_t) dengan nilai residual pada waktu sebelumnya (a_{t-k}). Model ARMA merupakan gabungan dari model *Autoregressive* (AR) dan model *Moving Average* (MA). Model ARMA berguna dalam mendeskripsikan model *time series* yang stasioner, sementara model ARIMA sangat berguna dalam mendeskripsikan model *time series* yang tidak stasioner. Model ARIMA merupakan model ARMA (p, q) yang memperoleh *differencing* sebanyak d . Persamaan model ARIMA (p, d, q) menurut Wei (2006) adalah sebagai berikut.

$$\phi_p(B)(1 - B)^d Z_t = \theta_q(B)a_t \quad (2.1)$$

dengan fungsi AR untuk orde ke- p adalah

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1(B) - \phi_2(B^2) - \dots - \phi_p(B^p) \quad (2.2)$$

dan fungsi MA untuk orde ke- q adalah

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1(B) - \theta_2(B^2) - \dots - \theta_q(B^q) \quad (2.3)$$

Keterangan:

(p, d, q) : orde AR (p), orde *differencing* (d), dan orde MA(q)

$\phi_p(B)$: koefisien komponen AR dengan orde p

$\theta_q(B)$: koefisien komponen MA dengan orde q

$(1 - B)^d$: operator untuk *differencing* orde d

a_t : nilai residual pada saat t

Menurut Wei (2006), langkah-langkah dalam melakukan pemodelan ARIMA meliputi identifikasi model, estimasi dan pengujian parameter, *diagnostic checking*, pemilihan model terbaik, dan *forecasting*.

2.3.1 Identifikasi Model ARIMA

Pada tahap identifikasi model perlu dilihat stasioneritas data baik dalam varians maupun *mean*. Jika data sudah stasioner, selanjutnya dapat dilakukan pendugaan model berdasarkan plot ACF dan PACF.

a. Stasioneritas Data

Stasioneritas berarti bahwa tidak terdapat perubahan yang drastis pada data. Fluktuasi data berada disekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan variansi dari fluktuasi tersebut. Data *time series* dikatakan stasioner jika rata-rata dan variansinya konstan, tidak ada unsur *trend* dalam data, dan tidak ada unsur musiman (Makridakis, Wheelwright, & McGee, 1999).

Stasioneritas dibagi menjadi 2 (Wei, 2006), yaitu stasioner dalam varians dan *mean* (rata-rata). Suatu data *time series* dikatakan stasioner dalam variansi apabila struktur data dari waktu ke waktu mempunyai fluktuasi data yang tetap atau konstan dan tidak berubah-ubah. Secara visual untuk melihat hal tersebut dapat dibantu dengan menggunakan plot *time series*, yaitu dengan melihat fluktuasi data dari waktu ke waktu. Stasioner dalam *mean* adalah fluktuasi data berada di sekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan variansi dari fluktuasi tersebut. Dari bentuk plot data seringkali dapat diketahui bahwa data tersebut stasioner atau tidak stasioner. Apabila dilihat dari plot ACF, maka nilai-nilai autokorelasi dari data stasioner akan turun menuju nol sesudah *time lag* (selisih waktu) kedua atau ketiga. Apabila data tidak stasioner, maka perlu dilakukan modifikasi

untuk menghasilkan data yang stasioner.

Pemeriksaan stasioneritas dalam varians dapat dilakukan dengan melihat pola dari *time series* atau dengan menggunakan *Box-Cox Transformation*. Transformasi *Box-Cox* menurut Wei (2006) dituliskan pada persamaan sebagai berikut.

$$T(Z_t) = Z_t^{(\lambda)} = \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda}, \lambda \neq 0 \quad (2.4)$$

Jika tidak stasioner dalam varians maka perlu dilakukan transformasi menggunakan λ yang disarankan. Beberapa bentuk transformasi *Box-Cox* yang sering digunakan adalah sebagai berikut.

Tabel 2.1 Transformasi *Box-Cox*

Nilai λ	Bentuk Transformasi
-1	$\frac{1}{Z_t}$
-0.5	$\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$
0	$\ln Z_t$
0.5	$\sqrt{Z_t}$
1	Z_t (tidak ada transformasi)

Sedangkan pemeriksaan stasioneritas dalam *mean* dapat dilakukan dengan menggunakan plot ACF dan *Augmented Dickey Fuller test*. Uji *Augmented Dickey Fuller* dilakukan dengan mengestimasi persamaan regresi berikut.

$$\Delta Z_t = \delta Z_{t-1} + \sum_{i=1}^m \gamma_i \Delta Z_{t-i} + a_t \quad (2.5)$$

dimana a_t adalah error dengan proses *white noise*, $\delta = \phi - 1$, $\Delta Z_{t-1} = (Z_{t-1} - Z_{t-2})$, $\Delta Z_{t-2} = (Z_{t-2} - Z_{t-3})$. Hipotesis pengujian yang digunakan adalah sebagai berikut.

$H_0: \delta = 0$ (Data belum stasioner)

$H_1: \delta < 0$ (Data telah stasioner)

Statistik uji :

$$\tau = \frac{\hat{\delta}}{SE(\hat{\delta})} \quad (2.6)$$

dimana τ adalah nilai statistik thau dan $\hat{\delta}$ adalah penaksir kuadrat

terkecil dari δ .

Daerah kritis : Tolak H_0 jika $|\tau| > \tau_{\alpha,n}$ atau $p\text{-value} < \alpha$ dimana n adalah banyaknya pengamatan.

Jika belum stasioner dalam *mean* maka perlu dilakukan *differencing*. Proses *differencing* dapat dilakukan untuk beberapa periode sampai data stasioner, yaitu dengan cara mengurangi suatu data dengan data sebelumnya. *Differencing* orde ke- d dimana $d > 0$ dapat ditulis sebagai berikut.

$$\Delta^d Z_t = (1 - B)^d Z_t \quad (2.7)$$

Data yang sudah dilakukan *differencing* diperiksa kembali stasioneritasnya.

b. Autocorrelation Function (ACF)

Wei (2006) menjelaskan bahwa untuk proses stasioner (Z_t) dengan *mean* $E(Z_t) = \mu$ dan varians $var(Z_t) = E(Z_t - \mu)^2 = \sigma^2$ yang konstan. Kovarians antara Z_t dan Z_{t-k} dapat dituliskan pada persamaan sebagai berikut.

$$\gamma_k = cov(Z_t, Z_{t-k}) = E(Z_t - \mu)(Z_{t-k} - \mu) \quad (2.8)$$

Korelasi antara Z_t dengan Z_{t-k} disebut dengan *Autocorrelation Function* (ACF) atau dapat ditulis dalam persamaan berikut.

$$\rho_k = \frac{cov(Z_t, Z_{t-k})}{\sqrt{var(Z_t)}\sqrt{var(Z_{t-k})}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}, k = 0, 1, \dots \quad (2.9)$$

dimana dinotasikan $var(Z_t) = var(Z_{t-k}) = \gamma_0$. Sebagai fungsi dari k , γ_k dinamakan fungsi autokovarians dan ρ_k dinamakan fungsi autokorelasi (ACF) dalam analisis *time series* karena memperlihatkan kovarians dan korelasi antara Z_t dengan Z_{t-k} dari proses yang sama, yang hanya dipisahkan oleh lag waktu k . Fungsi dari ACF adalah untuk mengukur tingkat keeratan deret waktu. Pengamatan *time series* Z_1, Z_2, \dots, Z_n memiliki fungsi autokorelasi sampel yang didefinisikan sebagai berikut.

$$\hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2}, k = 0, 1, 2, \dots \quad (2.10)$$

Plot antara $\hat{\rho}_k$ dengan k sering kali dinamakan dengan *sample correlogram*.

c. *Partial Autocorrelation Function (PACF)*

Partial Autocorrelation Function (PACF) adalah korelasi antara Z_t dengan Z_{t+k} setelah pengaruh dependensi linier pada variabel yang mengintervensi variabel $Z_{t+1}, Z_{t+2}, \dots, Z_{t+k-1}$ dihilangkan (Wei, 2006). PACF dipakai untuk menunjukkan besarnya hubungan nilai suatu variansi dan bila sebelumnya dari variansi yang sama dengan menganggap pengaruh dari semua kelambatan waktu yang lain adalah konstan. Fungsi autokorelasi parsial sampel dimulai dengan $\hat{\phi}_{11} = \hat{\rho}_1$, untuk menghitung $\hat{\phi}_{kk}$ diberikan persamaan sebagai berikut.

$$\hat{\phi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_j} \quad (2.11)$$

dan

$$\hat{\phi}_{k+1,j} = \hat{\phi}_{kj} - \hat{\phi}_{k+1,k+1} \hat{\phi}_{k,k+1-j}, j = 1, 2, \dots, k \quad (2.12)$$

Identifikasi model dapat dilihat dari plot ACF dan PACF dengan aturan sebagai berikut (Wei, 2006).

Tabel 2.2 Identifikasi Model ARIMA

Model	ACF	PACF
AR (p)	<i>Dies Down</i>	<i>Cutts off</i> setelah lag ke- (p)
MA (q)	<i>Cutts off</i> setelah lag ke- (q)	<i>Dies Down</i>
ARMA (p, q)	<i>Dies Down</i>	<i>Dies Down</i>

2.3.2 Estimasi dan Pengujian Parameter ARIMA

Estimasi parameter bertujuan untuk mendapatkan nilai dari setiap parameter yang terdapat di dalam model ARIMA. Salah satu metode estimasi parameter yang dapat digunakan adalah *conditional least square*. Estimasi *conditional least square* didapatkan dengan meminimumkan fungsi *conditional sum of squares*. Fungsi *conditional sum of squares* untuk model umum ARMA (p, q) adalah sebagai berikut (Cryer & Chan, 2008).

$$S(\phi, \theta) = \sum_{t=2}^n a_t^2 \quad (2.13)$$

dimana $a_t = Z_t - \phi_1 Z_{t-1} - \phi_2 Z_{t-2} - \dots - \phi_p Z_{t-p} + \theta_1 a_{t-1} + \theta_2 a_{t-2} + \dots + \theta_q a_{t-q}$ dengan $a_p = a_{p-1} = \dots = a_{p+1-q} = 0$ dan selanjutnya meminimumkan $S(\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q)$ secara

numerik untuk mendapatkan estimasi *conditional least square* dari semua parameter. Parameter $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ berhubungan dengan model *invertible*, nilai *start-up* $a_p, a_{p-1}, \dots, a_{p+1-q}$ akan memiliki pengaruh yang sangat kecil pada hasil estimasi akhir parameter untuk sampel besar.

Setelah didapatkan nilai estimasi parameter, selanjutnya dilakukan uji signifikansi parameter. Jika $i = 1, 2, \dots, p$, maka hipotesis yang digunakan untuk melakukan pengujian signifikansi parameter model AR adalah (Bowerman, O'Connell, & Koehler, 2004)

$H_0 : \phi_i = 0$ (Parameter AR tidak signifikan)

$H_1 : \phi_i \neq 0$ (Parameter AR signifikan)

Statistik uji :

$$t_{hitung.i} = \frac{\hat{\phi}_i}{SE(\hat{\phi}_i)} \quad (2.14)$$

H_0 akan ditolak apabila nilai statistik uji $|t_{hitung.i}| > t_{\alpha/2, (T-n_p)}$ atau nilai *p-value* $< \alpha$ dimana T adalah banyaknya pengamatan dan n_p adalah banyaknya parameter AR pada model, yaitu $n_p = p + 1$ apabila ada *intercept* dan $n_p = p$ apabila tidak ada *intercept*. Sedangkan jika $m = 1, 2, \dots, q$, hipotesis yang digunakan untuk melakukan pengujian signifikansi model MA adalah

$H_0 : \theta_m = 0$ (Parameter MA tidak signifikan)

$H_1 : \theta_m \neq 0$ (Parameter MA signifikan)

Statistik uji :

$$t_{hitung.j} = \frac{\hat{\theta}_m}{SE(\hat{\theta}_m)} \quad (2.15)$$

H_0 akan ditolak apabila nilai statistik uji $|t_{hitung.j}| > t_{\alpha/2, (T-n_q)}$ atau nilai *p-value* $< \alpha$ dimana T adalah banyaknya pengamatan dan n_q adalah banyaknya parameter MA pada model, yaitu $n_q = q + 1$ apabila ada *intercept* dan $n_q = q$ apabila tidak ada *intercept*.

2.3.3 Diagnostic Checking ARIMA

Model ARIMA(p, d, q) harus memenuhi asumsi residual a_t yang *white noise* dan berdistribusi normal. Pemeriksaan asumsi *white noise* bertujuan untuk mengetahui apakah residual yang

didapatkan identik dan independen atau tidak. Pengujian *white noise* dapat menggunakan uji *Ljung-Box* dengan hipotesis sebagai berikut (Wei, 2006).

$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_s = 0$ (residual telah memenuhi asumsi *white noise*)

$H_1: \text{minimal ada satu } \rho_k \neq 0 \text{ dimana } k = 1, 2, \dots, s$ (residual tidak memenuhi asumsi *white noise*)

Statistik uji :

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^s \frac{\hat{\rho}_k^2}{(n-k)} \quad (2.16)$$

Daerah kritis : Tolak H_0 jika $Q > \chi^2_{\alpha, df}$ atau $p\text{-value} < \alpha$ dimana $df = s - 1$.

Untuk menguji apakah residual telah memenuhi asumsi distribusi normal atau tidak maka digunakan metode *Kolmogorov-Smirnov* (Daniel, 1990) dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0: F(x) = F_0(x)$ (Residual berdistribusi normal)

$H_1: F(x) \neq F_0(x)$ (Residual tidak berdistribusi normal)

Statistik uji :

$$D = \text{Sup}|F(x) - F_0(x)| \quad (2.17)$$

Daerah kritis : Tolak H_0 jika $D > D_{(1-\alpha, n)}$ atau $p\text{-value} < \alpha$ dimana n adalah banyaknya pengamatan.

2.4 Vector Autoregressive (VAR)

Data *time series* pada banyak studi terdiri atas pengamatan dari beberapa variabel. Model vektor *time series* digunakan untuk mendeskripsikan hubungan antara beberapa variabel *time series*. Model vektor *time series* dikenal dengan metode *Vector Autoregressive* (VAR). *Vector Autoregressive* (VAR) merupakan pengembangan dari model *Autoregressive* (AR) dimana model AR diidentifikasi dari fungsi PACF sedangkan model VAR diidentifikasi dari fungsi MPACF. Model VAR adalah model *multivariate time series* yang paling umum digunakan dan relatif mudah untuk diestimasi dengan penyelesaian yang *close form* (Tsay, 2013). Bentuk umum dari model VAR adalah

$$(I - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p) \dot{Z}_t = a_t \quad (2.18)$$

atau

$$\dot{\mathbf{Z}}_t = \boldsymbol{\phi}_1 \dot{\mathbf{Z}}_{t-1} + \cdots + \boldsymbol{\phi}_p \dot{\mathbf{Z}}_{t-p} + \mathbf{a}_t \quad (2.19)$$

selalu invertibel, proses stasioner dengan syarat akar-akar dari $|\mathbf{I} - \boldsymbol{\phi}_1 B - \cdots - \boldsymbol{\phi}_p B^p|$ berada di luar *unit circle* (Wei, 2006).

2.4.1 Identifikasi Model VAR

Seperti halnya dalam pemodelan ARIMA, tahap awal yang dilakukan dalam analisis VAR adalah mengidentifikasi stasioneritas data dalam varians dan *mean*. Dalam model VAR identifikasi stasioneritas data dalam varians juga dilakukan dengan menggunakan *Box-Cox plot*. Sedangkan stasioneritas dalam *mean* dilakukan secara *multivariate* yaitu dengan menggunakan *Matrix Autocorrelation Function* (MACF) dan menentukan orde *autoregressive* (AR) menggunakan *Matrix Partial Autocorrelation Function* (MPACF).

a. *Matrix Autocorrelation Function* (MACF)

Jika terdapat sebuah vektor *time series* dengan observasi sebanyak n , yaitu $\mathbf{Z}_1, \mathbf{Z}_2, \dots, \mathbf{Z}_n$, maka fungsi matriks korelasi sampelnya mengikuti persamaan sebagai berikut.

$$\hat{\boldsymbol{\rho}}(k) = [\hat{\rho}_{ij}(k)] \quad (2.20)$$

$$\hat{\rho}_{ij}(k) = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_{i,t} - \bar{Z}_i)(Z_{j,t-k} - \bar{Z}_j)}{[\sum_{t=1}^n (Z_{i,t} - \bar{Z}_i)^2 \sum_{t=1}^n (Z_{j,t} - \bar{Z}_j)^2]^{1/2}} \quad (2.21)$$

dimana $\hat{\rho}_{ij}(k)$ merupakan korelasi silang sampel untuk komponen *series* ke- i dan ke- j . \bar{Z}_i dan \bar{Z}_j adalah rata-rata sampel dari komponen *series* yang bersesuaian. Pada *stasionary vector process* $\hat{\boldsymbol{\rho}}(k)$ adalah estimator yang konsisten dan secara asimtotik berdistribusi normal (Wei, 2006).

Bentuk matriks dan grafik semakin kompleks seiring meningkatnya dimensi vektor. Untuk mengatasinya Tiao dan Box (1981) dalam Wei (2006) memperkenalkan sebuah metode yang sesuai untuk meringkas penjelasan korelasi sampel, yaitu dengan menggunakan simbol (+), (-), dan (.) pada posisi (i, j) dari matriks korelasi sampel. Simbol (+) menunjukkan nilai yang lebih dari dua

kali estimasi standar error yang artinya terdapat hubungan korelasi positif, (-) menunjukkan nilai yang kurang dari dua kali estimasi standar error yang artinya terdapat hubungan korelasi negatif, sedangkan (.) menunjukkan nilai yang berada diantara \pm dua kali estimasi standar error yang artinya tidak terdapat hubungan korelasi.

b. *Matrix Partial Autocorrelation Function (MPACF)*

Parsial autokorelasi sangat penting untuk mengidentifikasi orde dari model *univariate AR* (p). Tiao dan Box (1981) dalam Wei (2006) melakukan generalisasi konsep parsial autokorelasi ke dalam bentuk vektor *time series* yang mendefinisikan matriks autoregresi parsial pada lag s dengan $P(s)$ sebagai koefisien matriks terakhir ketika data diterapkan ke dalam suatu proses vektor autoregresi dari orde s . Persamaan untuk matriks autoregresi parsial adalah sebagai berikut.

$$P(s) = \begin{cases} \Gamma'(1)[\Gamma(0)]^{-1}, & s = 1 \\ \{\Gamma'(s) - \mathbf{c}'(s)[\mathbf{A}(s)]^{-1}\mathbf{b}(s)\}[\Gamma'(0) - \mathbf{b}'(s)[\mathbf{A}(s)]^{-1}\mathbf{b}(s)]^{-1}, & s > 1 \end{cases} \quad (2.22)$$

Untuk $s \geq 2$, maka nilai $\mathbf{A}(s)$, $\mathbf{b}(s)$, dan $\mathbf{c}(s)$ adalah sebagai berikut.

$$\mathbf{A}(s) = \begin{bmatrix} \Gamma(0) & \Gamma(1) & \cdots & \Gamma'(s-2) \\ \Gamma(1) & \Gamma(0) & \cdots & \Gamma'(s-3) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \Gamma(s-2) & \Gamma(s-3) & \cdots & \Gamma(0) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{b}(s) = \begin{bmatrix} \Gamma'(s-1) \\ \Gamma'(s-2) \\ \vdots \\ \Gamma'(1) \end{bmatrix} \quad \mathbf{c}(s) = \begin{bmatrix} \Gamma(1) \\ \Gamma(2) \\ \vdots \\ \Gamma(s-1) \end{bmatrix} \quad (2.23)$$

Untuk memudahkan dalam mengidentifikasi data berdasarkan nilai MPACF, maka nilai-nilai MPACF juga dinotasikan dalam simbol (+), (-), dan (.) seperti pada MACF.

2.4.2 Pengujian Granger Causality

Pengujian *Granger causality* dilakukan sebelum membentuk model VAR untuk mendeteksi ada tidaknya hubungan sebab akibat (*causalities*) antar variabelnya, yaitu melihat pengaruh masa lalu pada kondisi sekarang. Variabel $Z_{1,t}$ dikatakan “*Granger causes*” variabel $Z_{2,t}$ apabila variabel $Z_{1,t}$ membantu memprediksi variabel $Z_{2,t}$ (Enders, 2014). Untuk melakukan kedua uji tersebut, vektor dari variabel Z_t dibagi 2 subvektor $Z_{1,t}$ dan $Z_{2,t}$ dengan dimensi $(K_1 \times 1)$ dan $(K_2 \times 1)$ dengan $(K = K_1 + K_2)$. Proses VAR (p) dapat dituliskan kembali dalam bentuk persamaan:

$$\begin{bmatrix} Z_{1t} \\ Z_{2t} \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^p \begin{bmatrix} \phi_{11,i} & \phi_{12,i} \\ \phi_{21,i} & \phi_{22,i} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{1,t-i} \\ Z_{2,t-i} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{1t} \\ a_{2t} \end{bmatrix} \quad (2.24)$$

Hipotesis untuk uji *Granger causality* adalah

$H_0 : \phi_{12,i} = 0$ untuk $i = 1, 2, \dots, p$ (Z_{2t} tidak “*Granger-cause*” Z_{1t})

$H_1 : \text{Minimal terdapat satu } \phi_{12,i} \neq 0 \text{ untuk } i = 1, 2, \dots, p$ (Z_{2t} “*Granger-cause*” Z_{1t})

Statistik uji :

$$\chi^2 = (n - (pm^2 - m))(\log|\Sigma_r| - \log|\Sigma_u|) \quad (2.25)$$

dimana n adalah banyak pengamatan, p adalah banyak parameter, m adalah banyak variabel, Σ_r adalah matriks varians kovarians residual model *restricted*, dan Σ_u adalah matriks varians kovarians residual model *unrestricted*.

Daerah kritis : tolak H_0 jika $\chi^2 > \chi^2_{\alpha,p}$.

2.4.3 Estimasi dan Pengujian Parameter VAR

Setelah dilakukan identifikasi model, maka langkah selanjutnya adalah estimasi parameter. Salah satu metode estimasi parameter yang dapat digunakan adalah metode *least square*. Menurut Tsay (2013) metode ini bekerja dengan cara meminimumkan jumlah kuadrat error. Model VAR (p) dapat dituliskan menjadi persamaan berikut :

$$\mathbf{Z}'_t = \mathbf{X}'_t \boldsymbol{\phi} + \mathbf{a}'_t \quad (2.26)$$

dimana matriks $\mathbf{X}_t = (1, \mathbf{Z}'_{t-1}, \mathbf{Z}'_{t-2}, \dots, \mathbf{Z}'_{t-p})'$ dan $\boldsymbol{\phi}' = (\boldsymbol{\phi}_1, \boldsymbol{\phi}_2, \dots, \boldsymbol{\phi}_p)$. Selanjutnya dapat ditulis dengan persamaan baru berikut :

$$\mathbf{Z} = \mathbf{X}\boldsymbol{\phi} + \mathbf{A} \quad (2.27)$$

Maka estimasi parameter model VAR (p) dengan pendekatan *least square estimation* untuk $\hat{\boldsymbol{\phi}}$ adalah

$$\hat{\boldsymbol{\phi}} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}(\mathbf{X}'\mathbf{Z}) \quad (2.28)$$

Pengujian signifikansi hasil penaksiran parameter terhadap model dapat digunakan statistik uji-t dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \phi_i = 0 \text{ dan } H_1 : \phi \neq 0$$

$$\text{Statistik uji:} \quad t = \frac{\hat{\phi}_i}{\text{stdev}(\hat{\phi}_i)} \quad (2.29)$$

Daerah kritis : Tolak H_0 jika $|t| > t_{\alpha/2, (n-p-1)}$ dimana p menunjukkan jumlah parameter.

2.4.4 Diagnostic Checking VAR

Model VAR harus memenuhi asumsi residual yang *white noise* dan berdistribusi *multivariate normal*. Untuk mengetahui apakah residual memenuhi asumsi *white noise*, dapat digunakan uji Portmanteau dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \mathbf{R}_1 = \dots = \mathbf{R}_s = 0 \text{ (residual telah memenuhi asumsi white noise)}$$

$$H_1 : \text{Minimal ada satu } \mathbf{R}_k \neq 0 \text{ dengan } k = 1, 2, \dots, s \text{ (residual tidak memenuhi asumsi white noise)}$$

Statistik uji :

$$Q_m(s) = n^2 \sum_{k=1}^s \frac{1}{n-k} \text{tr}(\hat{\mathbf{R}}'_k \hat{\mathbf{R}}_0^{-1} \hat{\mathbf{R}}_k \hat{\mathbf{R}}_0^{-1}) \quad (2.30)$$

dengan $\hat{\mathbf{R}}_k = \hat{\mathbf{D}}^{-1} \hat{\mathbf{C}}_k \hat{\mathbf{D}}^{-1}$ dimana $\hat{\mathbf{R}}_k$ adalah matriks korelasi silang residual *series lag ke- k* dan $\hat{\mathbf{R}}_0$ adalah matriks korelasi residual. $\hat{\mathbf{D}}$ adalah matriks diagonal standar error residual *series*, sehingga $\hat{\mathbf{D}} = \sqrt{\text{diag}(\hat{\mathbf{C}}_0)}$ dan $\hat{\mathbf{C}}_0 = \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_a$ adalah matriks kovarians residual. $\hat{\mathbf{C}}_k$ adalah matriks kovarians silang residual lag ke- k . Statistik uji $Q_m(s)$ secara asimtotik mengikuti seperti distribusi *chi-square*. Residual data dikatakan memenuhi asumsi *white noise* apabila $Q_m(s) < \chi^2_{(s-p)m^2}$ (Tsay, 2013).

Sedangkan untuk mengetahui apakah residual telah berdistribusi *multivariate* normal dapat dilakukan dengan menggunakan uji *Shapiro-Wilk* dengan hipotesis sebagai berikut.

H_0 : Residual berdistribusi *multivariate* normal

H_1 : Residual tidak berdistribusi *multivariate* normal

Statistik uji :

$$W^*(\mathbf{Z}) = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p W_{C_i} \quad (2.31)$$

W_{C_i} merupakan statistik univariat *Shapiro-Wilk* yang diperoleh dari koordinat ke- i standarisasi data $\mathbf{Z} = (\mathbf{C}_1, \dots, \mathbf{C}_p)^T$ dimana $\mathbf{C}_i = (Z_{i1}, \dots, Z_{in})^T, i = 1, \dots, p$. Nilai statistik uji dibandingkan dengan nilai tabel *Shapiro-Wilk*, untuk dilihat posisi nilai probabilitasnya (p). Jika nilai $p < \alpha$ maka H_0 ditolak (Lee, Qian, & Shao, 2014).

2.5 Pemilihan Model Terbaik

Wei (2006) menjelaskan bahwa terdapat beberapa kriteria untuk memilih model terbaik, salah satunya adalah AIC (*Akaike's Information Criterion*) yang digunakan untuk kriteria pemilihan model berdasarkan data *in sample*. Rumus AIC untuk model ARIMA yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$AIC(M) = n \ln \hat{\sigma}_a^2 + 2M \quad (2.32)$$

dimana n menunjukkan banyaknya pengamatan, $\hat{\sigma}_a^2$ merupakan estimasi *maksimum likelihood* dari varians residual σ_a^2 dan M adalah banyaknya parameter yang ditaksir ($p+q$).

Rumus AIC untuk model VAR yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$AIC(p) = \ln(|\mathcal{S}_p|) + \frac{2pm^2}{n} \quad (2.33)$$

Kriteria pemilihan model berdasarkan data *out sample* pada penelitian ini menggunakan RMSE (*Root Mean Square Error*) dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). Hyndman dan Koehler (2006) menyatakan bahwa untuk menerapkan dan membandingkan metode yang berbeda pada data dengan skala yang sama maka dapat menggunakan MSE. Namun seringkali RMSE lebih disukai daripada MSE karena RMSE dapat disamakan dengan skala dari

data yang digunakan (Hyndman & Koehler, 2006). Model terbaik adalah model dengan nilai RMSE terkecil. Rumus RMSE dan MAPE dapat ditulis sebagai berikut.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{l=1}^n e_l^2} \quad (2.34)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{l=1}^n \left| \frac{e_l}{Z_{n+l}} \right| \times 100\% \quad (2.35)$$

dimana n adalah banyaknya pengamatan.

2.6 Outlier

Outlier menunjukkan observasi tidak teratur yang timbul karena peristiwa yang tiba-tiba atau perubahan jangka pendek pada proses pokok (Cryer & Chan, 2008). Terdapat empat tipe *outlier*, yaitu *Additive Outlier* (AO), *Innovational Outlier* (IO), *Level Shift* (LS), dan *Temporary Change* (TC). *Additive Outlier* (AO) adalah kejadian yang mempengaruhi suatu *series* pada satu periode saja atau hanya berpengaruh pada observasi ke- T . Model AO didefinisikan sebagai berikut (Wei, 2006).

$$Z_t = \begin{cases} Y_t, & t \neq T \\ Y_t + \omega, & t = T \end{cases} = Y_t + \omega I_t^{(T)} = \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t + \omega I_t^{(T)} \quad (2.36)$$

dimana $I_t^{(T)} = \begin{cases} 1, & t = T \\ 0, & t \neq T \end{cases}$ adalah indikator variabel yang menjelaskan ada atau tidaknya *outlier* pada waktu T . Model IO adalah sebagai berikut.

$$Z_t = Y_t + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} + \omega I_t^{(T)} = \frac{\theta(B)}{\phi(B)} (a_t + \omega I_t^{(T)}) \quad (2.37)$$

Additive outlier hanya mempengaruhi observasi ke- T , Z_t , sedangkan *innovational outlier* mempengaruhi semua observasi Z_t, Z_{t+1}, \dots , melebihi waktu T sepanjang sistem yang dijelaskan oleh $\theta(B)/\phi(B)$.

Lebih umumnya, *time series* mungkin terdapat beberapa (k) *outlier* dengan tipe berbeda. Model umum *outlier* adalah sebagai berikut.

$$Z_t = \sum_{j=1}^k \omega_j v_j(B) I_t^{(T)} + Y_t \quad (2.38)$$

dimana $Y_t = (\theta(B)/\phi(B))a_t$, $v_j(B) = 1$ untuk AO dan $v_j(B) = \theta(B)/\phi(B)$ untuk IO pada waktu $t = T_j$.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian tugas akhir ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari PT. Pelabuhan Indonesia III (Persero) Cabang Tanjung Perak. Data tersebut merupakan data bulanan mengenai volume bongkar muat non petikemas domestik dalam satuan ton di empat terminal Pelabuhan Tanjung Perak, yaitu Terminal Jamrud, Terminal Nilam, Terminal Mirah, dan Terminal Kalimas dari tahun 2012 hingga tahun 2016. Data dibagi menjadi data *in sample* dan *out sample*. Data pada Januari 2012 hingga Juni 2016 digunakan sebagai data *in sample*, sedangkan data pada Juli 2016 hingga Desember 2016 digunakan sebagai data *out sample*.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang digunakan pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

Tabel 3.1 Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan	Satuan
$Z_{1,t}$	Volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Jamrud	Ton
$Z_{2,t}$	Volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Nilam	Ton
$Z_{3,t}$	Volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Mirah	Ton
$Z_{4,t}$	Volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Kalimas	Ton

3.3 Langkah Analisis

Langkah-langkah yang dilakukan dalam menganalisis data dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

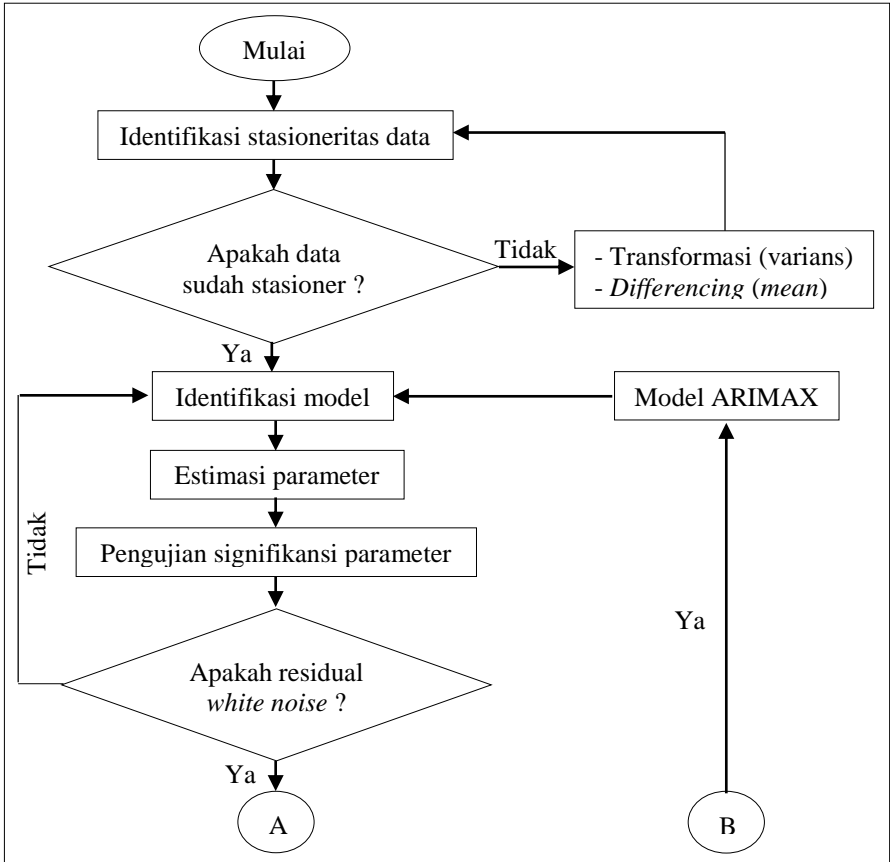
1. Mendeskripsikan dan mengeksplorasi karakteristik volume bongkar muat non petikemas domestik di empat terminal Pelabuhan Tanjung Perak dengan metode statistika deskriptif.

2. Membagi data menjadi data *in sample* dan *out sample* dimana data pada Januari 2012 - Juni 2016 digunakan sebagai data *in sample* sedangkan data pada Juli 2016 - Desember 2016 digunakan sebagai data *out sample*.
3. Menganalisis data volume bongkar muat non petikemas domestik menggunakan metode *univariate time series* (ARIMA).
 - a. Membuat plot *time series* untuk mengetahui pola data, apakah terdapat pola *trend*, musiman, atau karakteristik data yang lain.
 - b. Melakukan identifikasi stasioneritas data dalam varians dan rata-rata melalui *time series plot* data *in sample*. Selain itu identifikasi stasioneritas data dalam varians dilakukan dengan *Box-Cox plot*. Jika data belum stasioner dalam varians maka dilakukan transformasi data. Selanjutnya identifikasi stasioneritas data dalam rata-rata dilakukan dengan melihat plot ACF serta uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF), jika belum stasioner dalam rata-rata maka dilakukan *differencing*.
 - c. Identifikasi model menggunakan plot ACF dan PACF.
 - d. Melakukan penaksiran dan pengujian signifikansi parameter.
 - e. Melakukan uji asumsi residual yaitu asumsi *white noise* yang diuji dengan *Ljung Box* dan asumsi berdistribusi normal yang diuji dengan menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov*. Apabila residual data tidak memenuhi asumsi distribusi normal maka dilakukan deteksi *outlier*. *Outlier* yang ditemukan pada residual selanjutnya dimasukkan dalam model dugaan ARIMA dan diperiksa kembali signifikansi parameter dan asumsi residualnya. Model dengan unsur *outlier* yang memenuhi signifikansi dan asumsi residual kemudian menjadi model ARIMAX.
 - f. Melakukan pemilihan model terbaik berdasarkan nilai kriteria kebaikan model terkecil.

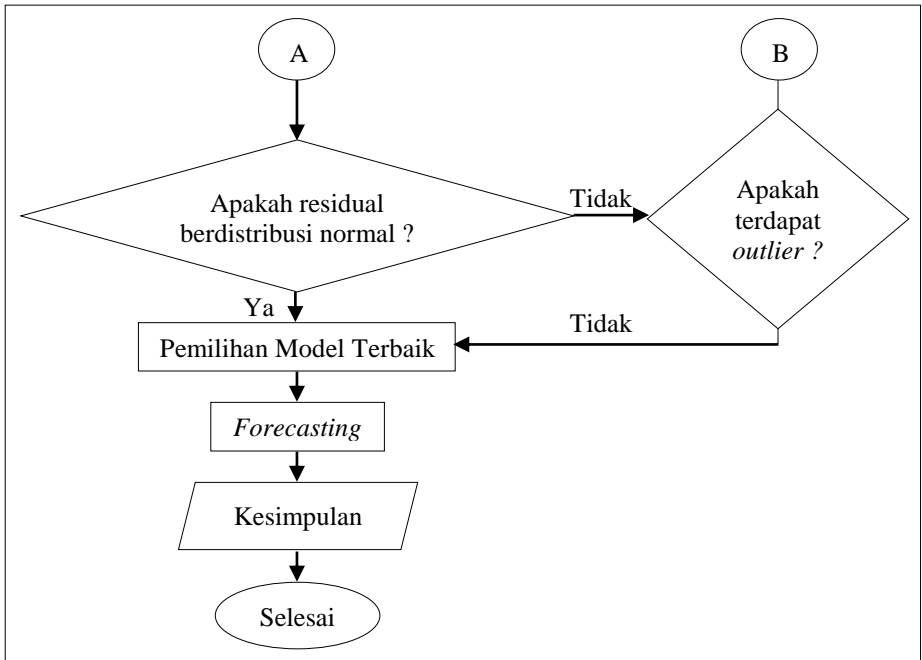
4. Menganalisis data volume bongkar muat non petikemas domestik menggunakan metode *Vector Autoregressive (VAR)*.
 - a. Melakukan identifikasi stasioneritas data dalam varians dengan menggunakan *Box-Cox plot*. Jika data belum stasioner dalam varians maka dilakukan transformasi data. Apabila data telah stasioner dalam varians maka dilanjutkan dengan identifikasi stasioneritas data dalam rata-rata, yaitu dengan melihat plot MACF. Data yang belum stasioner dalam rata-rata kemudian dilakukan *differencing*.
 - b. Melakukan identifikasi orde model awal menggunakan plot MPACF dan *minimum information criteria*.
 - c. Melakukan uji *Granger causality* untuk mendeteksi hubungan sebab akibat (*causalities*) antar terminal berdasarkan data yang telah stasioner dalam varians dan rata-rata dengan menggunakan dugaan model awal yang telah diketahui.
 - d. Mengidentifikasi model VAR dan melakukan penaksiran serta pengujian signifikansi parameter.
 - e. Melakukan uji asumsi residual yaitu asumsi *white noise* dengan menggunakan plot MCCF residual secara visual dilanjutkan dengan uji *Portmanteau*. Selanjutnya melakukan uji asumsi residual berdistribusi normal multivariat dengan menggunakan *Shapiro-Wilk*.
5. Membandingkan metode ARIMA dan VAR untuk dua terminal dan kemudian memilih model terbaik berdasarkan nilai RMSE dan MAPE *out sample*.
6. Meramalkan volume bongkar dan muat non petikemas domestik di empat terminal Pelabuhan Tanjung Perak untuk 12 bulan ke depan berdasarkan model *time series* terbaik.

3.4 Diagram Alir

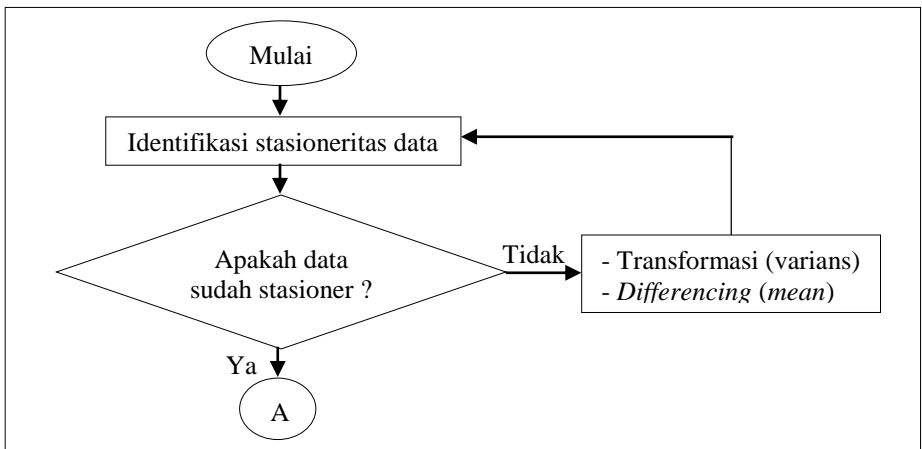
Langkah-langkah analisis menggunakan metode ARIMA dan VAR dapat digambarkan sebagai berikut.



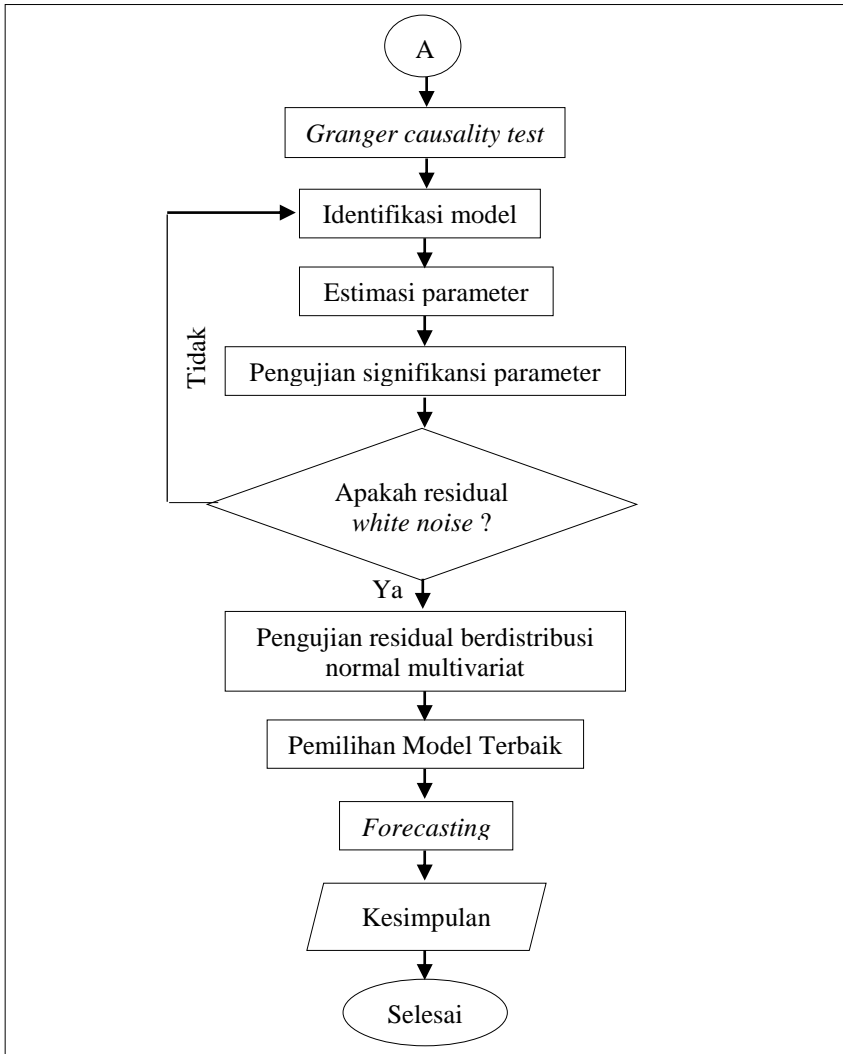
Gambar 3.1 Diagram Alir Metode ARIMA



Gambar 3.1 Diagram Alir Metode ARIMA (Lanjutan)



Gambar 3.2 Diagram Alir Metode VAR



Gambar 3.2 Diagram Alir Metode VAR (Lanjutan)

BAB IV

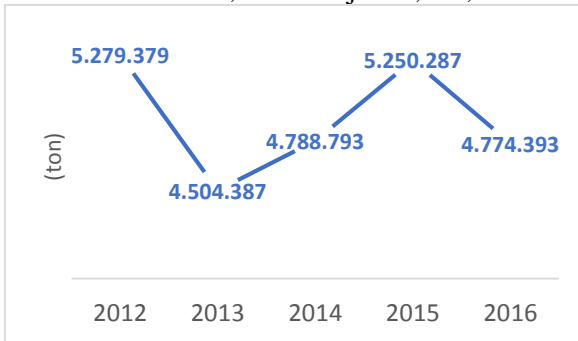
ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini membahas hasil analisis mengenai statistika deskriptif serta peramalan volume bongkar muat non petikemas domestik di terminal Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya menggunakan metode *univariate* (ARIMA) dan *multivariate time series* (VAR). Peramalan volume bongkar muat non petikemas domestik secara *univariate* (ARIMA) dilakukan pada masing-masing terminal, yaitu Terminal Jamrud, Nilam, Mirah, dan Kalimas. Sedangkan peramalan volume bongkar muat non petikemas domestik secara *multivariate* hanya dilakukan pada dua terminal, yaitu Terminal Jamrud dan Terminal Nilam di-karenakan kedua terminal tersebut memiliki hubungan kausalitas berdasarkan hasil uji *Granger causality* dan berdasarkan fenomena yang ada. Selanjutnya untuk kedua terminal tersebut dipilih model terbaik antara metode ARIMA dan VAR berdasarkan kriteria kebaikan model. Sedangkan Terminal Mirah dan Kalimas hanya dimodelkan secara *univariate*. Kemudian dilakukan peramalan volume bongkar muat non petikemas domestik di masing-masing terminal Pelabuhan Tanjung Perak menggunakan metode *time series* terpilih untuk 12 bulan ke depan.

4.1 Karakteristik Volume Bongkar Muat Non Petikemas Domestik

Perkembangan volume bongkar muat non petikemas domestik di Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya dari tahun 2012 sampai dengan 2016 disajikan pada Gambar 4.1. Dalam lima tahun terakhir, volume bongkar muat non petikemas domestik Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya mengalami kenaikan dan penurunan. Pada tahun 2012 volume bongkar muat non petikemas domestik Pelabuhan Tanjung Perak adalah sebesar 5,279,379 ton. Pada tahun 2013 mengalami penurunan sebesar 14,68% yaitu menjadi 4,504,387 ton. Dua tahun selanjutnya volume bongkar muat non petikemas domestik Pelabuhan Tanjung Perak secara berturut-turut

adalah sebesar 4,788,793 ton dan 5,250,287 ton, terjadi kenaikan secara bertahap dimana pada tahun 2014 meningkat sebesar 6,31% dan pada tahun 2015 meningkat lagi sebesar 9,64%. Sedangkan pada tahun 2016 volume bongkar muat non petikemas domestik kembali menurun sebesar 9,06% menjadi 4,774,393 ton.



Gambar 4.1 Perkembangan Volume Bongkar Muat Non Petikemas Domestik Pelabuhan Tanjung Perak Tahun 2012-2016

Kenaikan dan penurunan volume bongkar muat non petikemas domestik di Pelabuhan Tanjung Perak disebabkan oleh banyak faktor, baik faktor eksternal maupun faktor internal. Faktor eksternal dapat berupa jumlah permintaan barang, sedangkan faktor internal berasal dari kinerja tenaga kerja bongkar muat, kebijakan perusahaan, keadaan infrastruktur terminal pelabuhan, peralihan aktivitas bongkar muat dan lain sebagainya.

Penurunan volume bongkar muat non petikemas domestik di Pelabuhan Tanjung Perak yang terjadi pada tahun 2013 dalam satuan ton berdasarkan Laporan Manajemen Pelabuhan Tanjung Perak disebabkan karena tidak tercapainya target arus non petikemas domestik di Terminal Jamrud dan Terminal Mirah, sedangkan di Terminal Nilam tercapai. Pembangunan HMC (*Harbour Mobile Crane*) Pad di Terminal Jamrud pada bulan April 2012 sampai dengan bulan Mei 2013 mengakibatkan 400 meter dermaga tidak dapat digunakan untuk penyandaran pada area dilakukannya pekerjaan tersebut. Selain itu aktivitas bongkar muat beberapa kemasan non petikemas domestik dipindahkan di

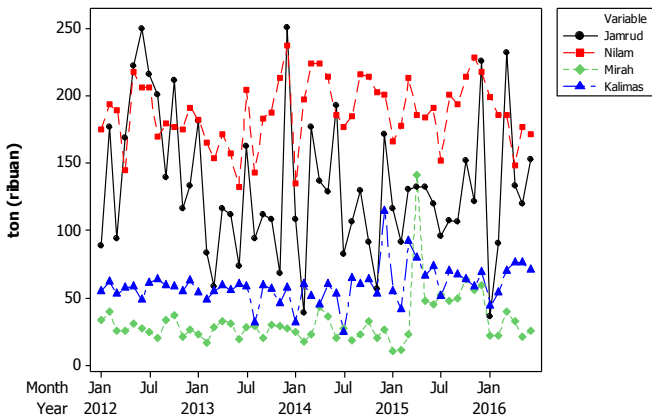
Terminal Nilam. Penataan terminal pada tambatan sisi timur Terminal Mirah juga menjadi salah satu penyebab menurunnya volume bongkar muat non petikemas domestik Pelabuhan Tanjung Perak pada tahun 2013. Selain itu di awal tahun 2013 terjadi aksi mogok yang dilakukan ratusan sopir truk angkutan pelabuhan karena adanya larangan angkutan bongkar muat pelabuhan menggunakan BBM bersubsidi sehingga 80 persen aktivitas bongkar muat kapal kargo di pelabuhan terganggu.

Peningkatan volume bongkar muat non petikemas domestik pada tahun 2014 disebabkan karena adanya peningkatan infrastruktur pelabuhan, penambahan peralatan bongkar muat seperti *Container Crane* (CC), HMC, RTG, *Fixed Crane* dan peralatan pendukung lainnya. Pada tahun 2015 volume bongkar muat non petikemas domestik kembali meningkat, hal ini disebabkan adanya peningkatan perekonomian mikro maupun makro Indonesia Timur, khususnya di wilayah Jawa Timur, ditandai dengan peningkatan bongkaran beberapa jenis kemasan di Terminal Jamrud Utara dan meningkatnya pembangunan properti di wilayah Indonesia Timur seperti kebutuhan akan pasir dan semen yang didatangkan melalui Pelabuhan Tanjung Perak sehingga berdampak pada peningkatan arus non petikemas domestik dalam satuan ton.

Di tahun 2016, volume bongkar muat non petikemas domestik kembali menurun, penyebabnya antara lain adanya pekerjaan elevasi dermaga selama periode triwulan III di Jamrud Selatan sehingga tambatan tidak dapat digunakan untuk bongkar muat, penurunan bongkaran barang di Terminal Jamrud Utara, penurunan pengiriman barang dari Surabaya ke Banjarmasin, adanya relokasi kegiatan bongkar muat non petikemas domestik domestik dari Terminal Nilam ke Pelabuhan Gresik, dan adanya beberapa kapal milik agen pelayaran yang biasanya sandar di Terminal Mirah untuk bongkar muat beralih sandar di pelabuhan lain yang terhitung mulai awal bulan April. Selain itu di tahun 2016 terjadi aksi mogok kembali tepatnya pada bulan Oktober yang dilakukan oleh ratusan buruh mogok kerja massal karena merasa dirugikan akan adanya sistem absensi kerja sehingga berpengaruh

terhadap tarif yang diterima, padahal selama ini upah diberikan secara be-regu yang sudah diatur dalam peraturan Menteri Perhubungan.

Perkembangan volume bongkar muat non petikemas domestik Pelabuhan Tanjung Perak jika ditinjau dari masing-masing terminal setiap bulannya selama tahun 2012 sampai dengan tahun 2016 adalah sebagai berikut.



Gambar 4.2 Perkembangan Volume Bongkar Muat Non Petikemas Domestik di Empat Terminal Pelabuhan Tanjung Perak

Setiap bulannya dari tahun 2012 sampai dengan 2016 volume bongkar muat non petikemas domestik di masing-masing terminal cenderung fluktuatif terutama di Terminal Jamrud dan Nilam. Sedangkan di Terminal Mirah dan Kalimas terlihat lebih stabil dengan beberapa data yang cukup ekstrem. Hal ini dikarenakan selain melayani bongkar muat non petikemas domestik, Terminal Jamrud dan Nilam juga melayani bongkar muat internasional. Selain itu kedatangan agen pelayaran di dua terminal tersebut sangat dipengaruhi oleh permintaan barang. Sedangkan dua terminal lainnya yaitu Terminal Mirah dan Kalimas hanya di-peruntukkan bongkar muat domestik. Hal lain yang menyebabkan relatif stabilnya volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Mirah dan Kalimas adalah agen

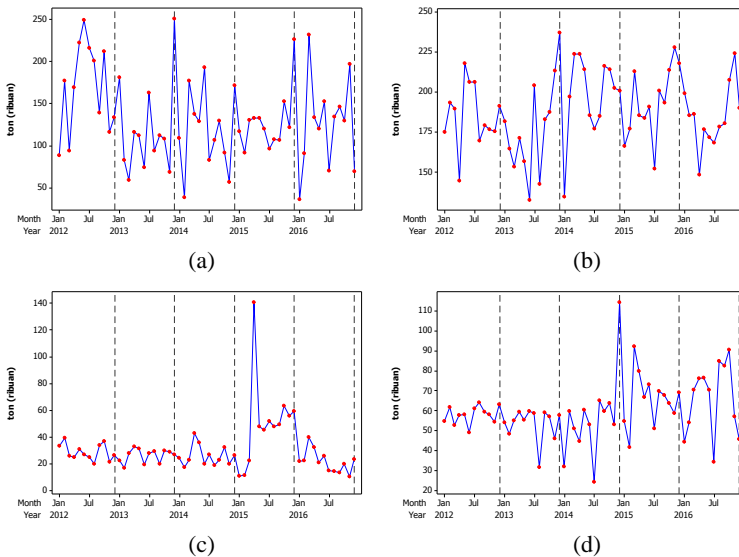
pelayaran yang tambat di terminal tersebut jumlahnya cenderung tetap.

Dari tahun 2012 sampai tahun 2016, volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Nilam cenderung lebih tinggi dibandingkan tiga terminal lainnya. Tertinggi selanjutnya adalah Terminal Jamrud, kemudian Terminal Kalimas, dan yang paling rendah adalah Terminal Mirah.

Di Pelabuhan Tanjung Perak, tiga diantara terminalnya melayani bongkar muat dengan ukuran kapal lebih dari 500 GT yaitu Terminal Jamrud, Nilam, dan Mirah. Sedangkan Terminal Kalimas dikhususkan melayani kapal lokal dan kapal-kapal pelayaran rakyat (Pelra), yaitu kapal-kapal kecil yang berukuran kurang dari 500 GT. Setiap terminal melayani bongkar muat baik petikemas domestik maupun non petikemas domestik. Volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Nilam dan Jamrud lebih tinggi dibandingkan dua terminal lainnya dikarenakan Terminal Nilam dan Jamrud mayoritas melakukan kegiatan bongkar muat non petikemas domestik dan ditunjang dengan area yang luas sehingga lebih banyak kapal yang bersandar di kedua terminal tersebut. Selain itu, kapal-kapal yang melakukan kegiatan bongkar muat di Terminal Nilam dan Jamrud berukuran lebih dari 500 GT, sehingga lebih banyak volume barang non petikemas domestik yang dibongkar atau dimuat dalam kapal. Sedangkan Terminal Mirah memiliki area yang lebih kecil dibandingkan Terminal Nilam dan Jamrud. Berbeda dengan Terminal Kalimas yang memang memiliki area hampir sama dengan Terminal Jamrud, akan tetapi kegiatan bongkar muat non petikemas domestik yang dilakukan di terminal ini tidak sebanyak di Terminal Jamrud dan Terminal Nilam karena kunjungan kapalnya lebih sedikit dan ukuran kapalnya juga kecil sehingga lebih sedikit pula volume non petikemas domestik yang di bongkar muat di Terminal Kalimas.

Perkembangan volume bongkar muat non petikemas domestik dari tahun 2012 hingga 2016 di masing-masing terminal

Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya secara lebih detail disajikan pada Gambar 4.3 berikut.



Gambar 4.3 *Time Series Plot* Volume Bongkar Muat Non Petikemas Domestik di Terminal (a) Jamrud (b) Nilam (c) Mirah (d) Kalimas

Gambar 4.3 memperlihatkan bahwa data bulanan volume bongkar muat non petikemas domestik di masing-masing terminal Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya dalam periode tahun 2012 hingga 2016 berfluktuatif dan cenderung random. Secara visual tidak terlihat adanya unsur tren dan pola musiman. Selain itu terlihat data volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Jamrud dan Nilam memiliki pola yang hampir sama.

Statistika deskriptif volume bongkar muat non petikemas domestik di masing-masing terminal Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya adalah sebagai berikut.

Tabel 4.1 Karakteristik Volume Bongkar Muat Non Petikemas Domestik

Terminal	Mean	Standar Deviasi	Min	Max
Jamrud	131,715	51,624	36,327	250,507
Nilam	187,800	24,088	132,564	237,205
Mirah	30,557	18,768	10,373	140,927
Kalimas	59,883	15,018	24,149	114,270

Tabel 4.1 menjelaskan bahwa untuk Terminal Jamrud, rata-rata volume bongkar muat non petikemas domestik dari tahun 2012 hingga 2016 adalah sebesar 131,715 ton per bulan dengan standar deviasi sebesar 51,624. Volume bongkar muat non petikemas domestik minimum sebesar 36,327 ton dan maksimum sebesar 250,507 ton. Sedangkan rata-rata volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Nilam dari tahun 2012 hingga 2016 adalah sebesar 187,800 ton per bulan dengan standar deviasi sebesar 24,088. Volume bongkar muat non petikemas domestik minimum sebesar 132,564 ton dan maksimum sebesar 237,205 ton. Untuk Terminal Mirah, rata-rata volume bongkar muat non petikemas domestik bulanan dari tahun 2012 hingga 2016 adalah sebesar 30,557 ton dengan standar deviasi sebesar 18,768. Volume bongkar muat non petikemas domestik minimum sebesar 10,373 ton dan maksimum sebesar 140,927 ton. Sedangkan rata-rata per bulan volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Kalimas dari tahun 2012 hingga 2016 adalah sebesar 59,883 ton dengan standar deviasi sebesar 15,018. Volume bongkar muat non petikemas domestik minimum sebesar 24,149 ton dan maksimum sebesar 114,270 ton.

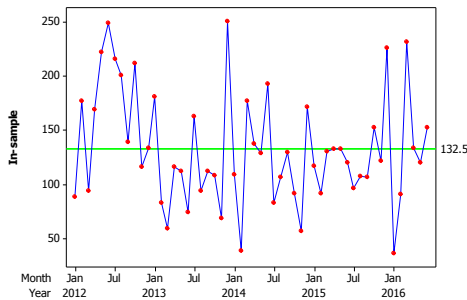
4.2 *Pemodelan Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*

Langkah analisis yang dilakukan dalam pemodelan ARIMA adalah identifikasi data melalui *time series plot*, pemeriksaan stasioneritas data dalam varians dan rata-rata, identifikasi model sementara, estimasi parameter, *diagnostic checking*, pemilihan model terbaik, dan *forecasting*. Sebelum melakukan analisis, data dibagi menjadi dua kelompok, yaitu data *in-sample* sebanyak 54 data dari bulan Januari 2012 sampai dengan Juni 2016 dan *out-*

sample sebanyak 6 data dari bulan Juli 2016 sampai dengan Desember 2016. Pemodelan volume bongkar muat non petikemas domestik di masing-masing terminal Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya dengan menggunakan metode ARIMA adalah sebagai berikut.

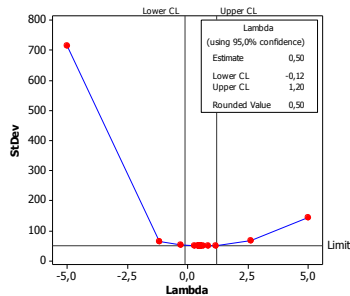
4.2.1 Pemodelan ARIMA untuk Volume Bongkar Muat Non Petikemas Domestik Terminal Jamrud

Dalam pemodelan ARIMA, langkah awal yang dilakukan adalah mengidentifikasi pola dan stasioneritas data melalui *time series plot*. *Time series plot* untuk data *in-sample* volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Jamrud Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya adalah sebagai berikut.



Gambar 4.4 *Time Series Plot Data In-sample Terminal Jamrud*

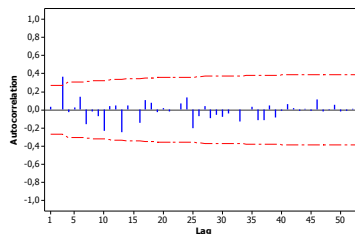
Time series plot data bulanan volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Jamrud pada Januari 2012 sampai dengan Juni 2016 menunjukkan bahwa data berfluktuatif dan cenderung random, tidak terlihat suatu pola tertentu baik itu tren ataupun musiman. Secara visual terlihat data tidak stasioner karena tidak berada di sekitar rata-rata dan fluktuasi data cukup jauh. Namun demikian, perlu dilakukan pengujian untuk memastikan ke-stasioneran data. Pengujian stasioneritas data dalam varians dilakukan dengan menggunakan *Box-Cox* dengan hasil sebagai berikut.



Gambar 4.5 Box-Cox Plot Terminal Jamrud

Data telah stasioner dalam varians jika *rounded value* yang dihasilkan Box-Cox bernilai 1 atau pada rentang LCL dan UCL memuat nilai 1. Berdasarkan Gambar 4.5 dapat diketahui bahwa nilai *rounded value* tidak bernilai 1 yaitu sebesar 0.5 akan tetapi LCL dan UCL memuat nilai 1, sehingga data volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Jamrud telah stasioner dalam varians.

Selanjutnya dilakukan pemeriksaan dan pengujian stasioneritas data dalam rata-rata. Stasioneritas data dalam rata-rata dapat diperiksa melalui plot ACF, sedangkan pengujiannya dapat dilakukan dengan menggunakan uji *Augmented Dickey Fuller*. Plot ACF dari data *in-sample* volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Jamrud adalah sebagai berikut.

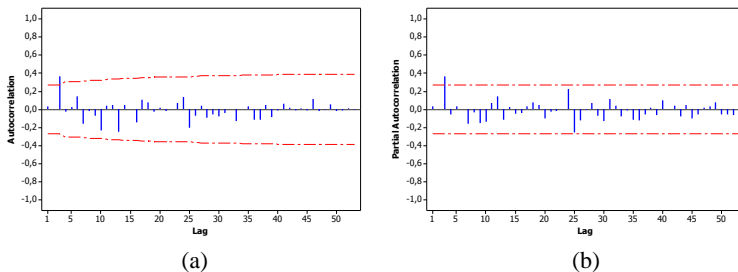


Gambar 4.6 Plot ACF Terminal Jamrud Sebelum *Differencing*

Plot ACF dari data *in-sample* volume bongkar muat non petikemas domestik di terminal Jamrud terlihat turun cepat sehingga secara visual dapat diketahui bahwa data telah stasioner

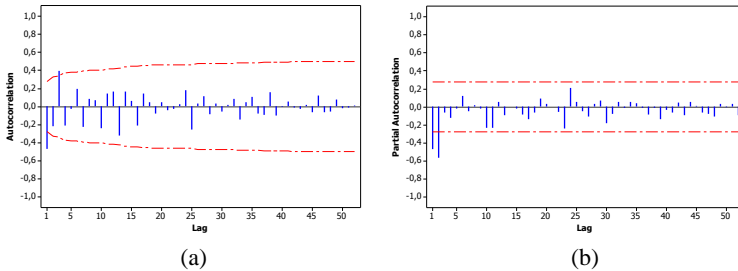
dalam rata-rata. Akan tetapi dalam pengujian *Augmented Dickey Fuller* diperoleh p -value sebesar 0.2745. Hipotesis nol dalam uji ADF adalah data tidak stasioner, maka jika menggunakan α sebesar 0.05 mem-berikan keputusan gagal tolak H_0 karena nilai p -value lebih dari 0.05. Dapat disimpulkan bahwa data belum stasioner dalam rata-rata sehingga perlu dilakukan *differencing*. Setelah dilakukan *differencing*, data di uji kembali stasioneritasnya dimana nilai p -value yang diperoleh kurang dari 0.05, yaitu sebesar 0.02785 sehingga H_0 ditolak sehingga data telah stasioner dalam rata-rata.

Identifikasi stasioneritas dalam rata-rata secara visual dan uji ADF memberikan hasil yang berbeda, oleh karena itu identifikasi model dilakukan berdasarkan plot ACF dan PACF dari data *in sample* tanpa *differencing* maupun dengan *differencing*. Plot ACF dan PACF dari data tanpa *differencing* adalah sebagai berikut.



Gambar 4.7 Plot (a) ACF (b) PACF Terminal Jamrud Tanpa *Differencing*

Berdasarkan Gambar 4.7 terlihat bahwa ACF dan PACF dari data tanpa *differencing* *cut off* pada lag 3. Sedangkan plot ACF dan PACF dari data dengan *differencing* disajikan pada Gambar 4.8, terlihat bahwa ACF *cut off* pada lag 1 dan 3, sedangkan pada plot PACF terlihat lag-lag yang keluar batas adalah lag 1 dan 2. Pada plot ACF dan PACF dari data tanpa ataupun dengan *differencing* tidak terlihat adanya pola musiman, hal ini ditunjukkan dengan tidak adanya lag-lag yang keluar batas pada musiman tertentu.



Gambar 4.8 Plot (a) ACF (b) PACF Terminal Jamrud dengan *Differencing*

Dugaan model ARIMA berdasarkan plot ACF dan PACF tersebut disajikan pada Tabel 4.2. Berdasarkan berbagai kemungkinan model ARIMA yang terbentuk, terdapat tiga model yang memiliki parameter signifikan, *white noise* dan berdistribusi normal yaitu model ARIMA $([3],0,0)$, ARIMA $(0,0,[3])$, dan ARIMA $(2,1,0)$.

Tabel 4.2 Kemungkinan Model ARIMA Terminal Jamrud

Model	Signifikansi Parameter	White Noise	Distribusi Normal
ARIMA $([3],0,0)$	V	V	V
ARIMA $(0,0,[3])$	V	V	V
ARIMA $([3],0,[3])$	X	V	V
ARIMA $(2,1,0)$	V	V	V
ARIMA $(0,1,1)$	V	X	V
ARIMA $(0,1,[3])$	V	X	V
ARIMA $(0,1,[1,3])$	V	V	X
ARIMA $(1,1,1)$	X	X	X
ARIMA $(2,1,1)$	X	V	V
ARIMA $(1,1,[3])$	V	X	V
ARIMA $(2,1,[3])$	X	V	V
ARIMA $(1,1,[1,3])$	X	V	X
ARIMA $(2,1,[1,3])$	X	V	V

Hasil estimasi parameter dari model yang memenuhi kelayakan model adalah sebagai berikut.

Tabel 4.3 Estimasi Parameter Model ARIMA Terminal Jamrud

Model	Parameter	Estimasi	t_{hitung}	P -value
ARIMA ([3],0,0)	ϕ_0	132.00780	13.00	<0.0001
	ϕ_3	0.36726	2.84	0.0064
ARIMA (0,0,[3])	θ_0	131.94970	15.26	<0.0001
	θ_3	-0.29450	-2.18	0.0338
ARIMA (2,1,0)	ϕ_1	-0.74485	-6.46	<0.0001
	ϕ_2	-0.56994	-4.94	<0.0001

Berdasarkan Tabel 4.3 dapat diketahui bahwa ketiga model memiliki parameter yang signifikan yang ditunjukkan oleh nilai t_{hitung} lebih dari $t_{0.025;52} = 2.007$ atau dari nilai p -value yang kurang dari α (0.05). Selanjutnya adalah *diagnostic checking* yaitu uji asumsi residual *white noise* dan distribusi normal. Uji asumsi residual *white noise* dilakukan dengan uji *L-Jung Box* dan uji distribusi normal menggunakan *Kolmogorov Smirnov* dengan hasil sebagai berikut.

Tabel 4.4 *Diagnostic Checking* Terminal Jamrud

Model	Lag	<i>White Noise</i>				<i>Normal</i>	
		Q	df	$\chi^2_{(0.05,df)}$	P -value	D	P -value
ARIMA ([3],0,0)	6	0.57	5	11.070	0.989	0.107	0.121
	12	5.57	11	19.675	0.901		
	18	10.14	17	28.869	0.898		
	24	16.62	23	36.415	0.827		
ARIMA (0,0,[3])	6	2.10	5	11.070	0.835	0.106	0.134
	12	7.42	11	19.675	0.764		
	18	13.33	17	28.869	0.714		
	24	18.66	23	36.415	0.721		
ARIMA (2,1,0)	6	1.21	4	9.488	0.876	0.098	>0.150
	12	7.11	10	18.307	0.715		
	18	12.60	16	26.296	0.702		
	24	21.72	22	33.924	0.477		

Hasil uji *L-Jung Box* berdasarkan Tabel 4.4 menunjukkan bahwa nilai Q kurang dari $\chi^2_{(0.05;df)}$ dan nilai p -value lebih dari 0.05. Hipotesis nol adalah residual memenuhi asumsi *white noise* maka hipotesis nol gagal ditolak, sehingga dapat disimpulkan bahwa residual model memenuhi asumsi *white noise*. Sedangkan pada pengujian asumsi residual berdistribusi normal dengan menggunakan uji *Kolmogorov Smirnov* dapat diketahui bahwa nilai p -value lebih besar dari 0.05, dengan hipotesis nol residual berdistribusi normal maka H_0 gagal ditolak sehingga dapat disimpulkan bahwa residual ketiga model ARIMA berdistribusi normal.

Selanjutnya adalah pemilihan model terbaik berdasarkan kriteria kebaikan model yaitu AIC, RMSE dan MAPE. Hasil perbandingan kriteria kebaikan model disajikan pada Tabel 4.5. Dari ketiga model tersebut, model ARIMA ([3],0,0) memiliki nilai kriteria kebaikan model terkecil, sehingga model ini merupakan model ARIMA terbaik untuk meramalkan volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Jamrud Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya.

Tabel 4.5 Kriteria Pemilihan Model ARIMA Terminal Jamrud

Model	<i>In Sample</i>	<i>Out Sample</i>	
	AIC	RMSE	MAPE
ARIMA ([3],0,0)	575,828	46.002	38,059
ARIMA (0,0,[3])	577,334	47.361	39,681
ARIMA (2,1,0)	577,991	47.180	39,657

Persamaan model ARIMA ([3],0,0) adalah sebagai berikut.

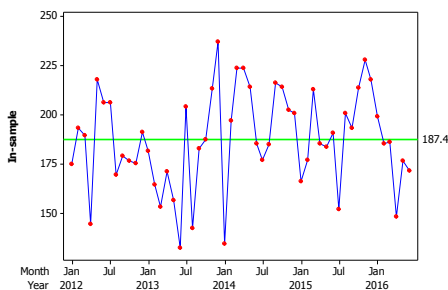
$$\hat{Z}_t = \phi_0 + \phi_3 \hat{Z}_{t-3} + a_t$$

$$\hat{Z}_t = 132.00780 + 0.36726 \hat{Z}_{t-3} + a_t$$

Model tersebut menunjukkan bahwa volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Jamrud memiliki pola yang sama dengan volume bongkar muat Terminal Jamrud pada tiga bulan sebelumnya dengan kondisi bisnis yang tidak berubah.

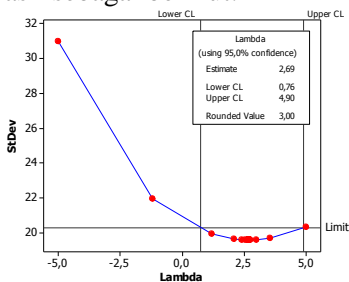
4.2.2 **Pemodelan ARIMA untuk Volume Bongkar Muat Non Petikemas Domestik Terminal Nilam**

Time series plot untuk data *in-sample* volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Nilam Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya adalah sebagai berikut.



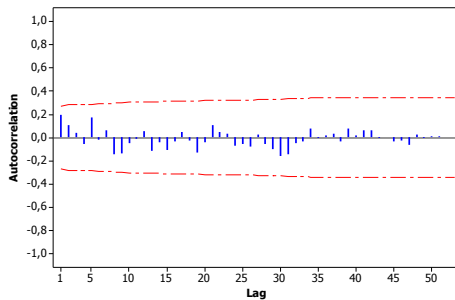
Gambar 4.9 *Time Series Plot Data In-sample* Terminal Nilam

Time series plot dari data volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Nilam pada Januari 2012 sampai dengan Juni 2016 cenderung fluktuatif dan random, tidak terdapat indikasi adanya pola tren ataupun musiman. Secara visual data bulanan volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Nilam tidak stasioner karena data tidak berada di sekitar rata-rata dan fluktuasi data cukup jauh. Akan tetapi perlu dilakukan pengujian untuk memastikan kestasioneran data. Pengujian stasioneritas data dalam varians dilakukan dengan menggunakan *Box-Cox* dengan hasil sebagai berikut.



Gambar 4.10 *Box-Cox Plot* Terminal Nilam

Berdasarkan Gambar 4.10 dapat diketahui bahwa data volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Nilam telah stasioner dalam varians. Walaupun nilai *rounded value* tidak bernilai 1 yaitu sebesar 3.00, akan tetapi nilai LCL dan UCL sudah memuat nilai 1. Selanjutnya dilakukan pemeriksaan dan pengujian stasioneritas dalam rata-rata dengan menggunakan plot ACF dan uji *Augmented Dickey Fuller*. Plot ACF dari data *in-sample* volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Nilam disajikan pada Gambar 4.11, terlihat bahwa plot ACF tidak turun lambat, sehingga secara visual dapat dikatakan bahwa data telah stasioner dalam rata-rata.

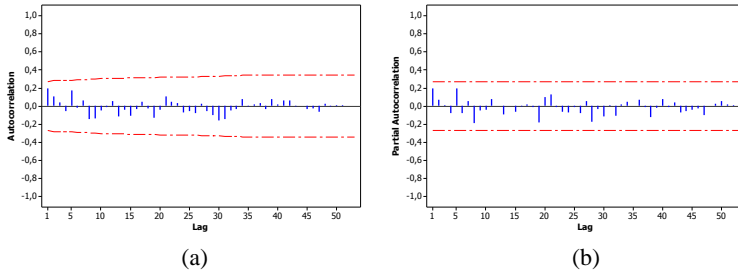


Gambar 4.11 Plot ACF Terminal Nilam Sebelum *Differencing*

Sedangkan pada uji *Augmented Dickey Fuller* diperoleh *p-value* sebesar 0.09454. Hipotesis nol adalah data tidak stasioner, dengan menggunakan α sebesar 0.05, H_0 gagal ditolak karena nilai *p-value* > 0.05 sehingga data belum stasioner dalam rata-rata. Untuk itu perlu dilakukan *differencing*. Setelah dilakukan *differencing*, data di uji kembali stasioneritasnya dimana nilai *p-value* yang diperoleh adalah sebesar 0.01762. Nilai *p-value* yang kurang 0.05 ini menunjukkan bahwa data telah stasioner dalam rata-rata.

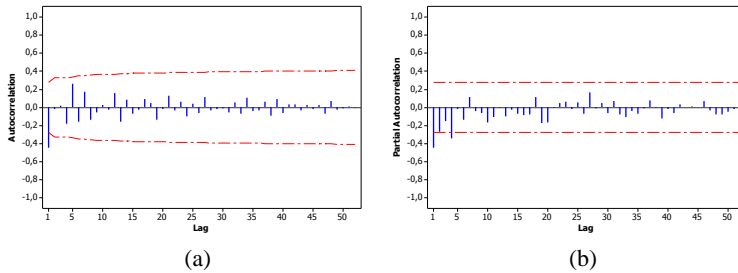
Terdapat perbedaan antara hasil identifikasi stasioneritas dalam rata-rata secara visual dengan uji ADF, oleh karena itu identifikasi model dilakukan berdasarkan plot ACF dan PACF dari data *in sample* tanpa *differencing* maupun dengan *differencing*.

Plot ACF dan PACF dari data tanpa *differencing* adalah sebagai berikut.



Gambar 4.12 Plot (a) ACF (b) PACF Terminal Nilam Tanpa *Differencing*

Pada Gambar 4.12 terlihat bahwa pada plot ACF dan PACF dari data tanpa *differencing* terlihat bahwa tidak ada lag yang keluar batas. Sedangkan pada plot ACF dan PACF dari data dengan *differencing* disajikan pada Gambar 4.13, terlihat bahwa ACF *cut off* pada lag 1 dan pada plot PACF terdapat dua lag yang keluar batas, yaitu lag 1 dan 4. Pada plot ACF dan PACF tidak terlihat adanya pola musiman, hal ini ditunjukkan dengan tidak adanya lag-lag yang keluar batas pada musiman tertentu.



Gambar 4.13 Plot (a) ACF (b) PACF Terminal Nilam dengan *Differencing*

Berdasarkan plot ACF dan PACF tersebut maka diperoleh kemungkinan-kemungkinan model ARIMA yang disajikan pada Tabel 4.6. Terdapat tiga model yang memenuhi kelayakan model ARIMA yaitu parameter signifikan dan memenuhi asumsi residual *white noise* dan berdistribusi normal.

Tabel 4.6 Kemungkinan Model ARIMA Terminal Nilam

Model	Signifikansi Parameter	White Noise	Distribusi Normal
ARIMA (0,0,0)	V	V	V
ARIMA (1,1,0)	V	V	V
ARIMA ([4],1,0)	X	X	V
ARIMA ([1,4],1,0)	X	V	V
ARIMA (0,1,1)	V	V	V
ARIMA (1,1,1)	X	V	V
ARIMA ([4],1,1)	X	V	V
ARIMA ([1,4],1,1)	X	V	V

Estimasi parameter model yang memenuhi kelayakan model ARIMA disajikan pada Tabel 4.7 berikut.

Tabel 4.7 Estimasi Parameter Terminal Nilam

Model	Parameter	Estimasi	t_{hitung}	$P\text{-value}$
ARIMA (0,0,0)	μ	187.38050	56.04	<0.0001
ARIMA (1,1,0)	ϕ_1	-0.44431	-3.58	0.0008
ARIMA (0,1,1)	θ_1	0.90080	14.58	<0.0001

Berdasarkan Tabel 4.7 dapat diketahui bahwa parameter untuk masing-masing model signifikan karena nilai t_{hitung} lebih besar dari $t_{0.025;53} = 2.006$ atau nilai $p\text{-value}$ parameter yang kurang dari 0.05. Setelah signifikansi parameter terpenuhi, maka dilanjutkan dengan *diagnostic checking* yaitu uji asumsi residual *white noise* dan distribusi normal. Uji asumsi residual *white noise* dilakukan dengan uji *L-Jung Box* dan uji distribusi normal menggunakan *Kolmogorov Smirnov* dengan hasil sebagai berikut.

Tabel 4.8 *Diagnostic Checking* Terminal Nilam

Model	White Noise					Normal	
	Lag	Q	df	$\chi^2_{(0.05;df)}$	$P\text{-value}$	D	$P\text{-value}$
ARIMA (0,0,0)	6	4.96	6	12.592	0.549	0.074	>0.150
	12	8.23	12	21.026	0.767		
	18	10.59	18	28.869	0.911		
	24	14.15	24	36.415	0.943		

Tabel 4.8 *Diagnostic Checking* Terminal Nilam (Lanjutan)

Model	White Noise					Normal	
	Lag	<i>Q</i>	df	$\chi^2_{(0.05;df)}$	<i>P-value</i>	<i>D</i>	<i>P-value</i>
ARIMA (1,1,0)	6	8.49	5	11.070	0.131	0.064	>0.150
	12	13.17	11	19.675	0.283		
	18	16.40	17	28.869	0.496		
	24	23.44	23	36.415	0.435		
ARIMA (0,1,1)	6	3.39	5	11.070	0.640	0.067	>0.150
	12	7.92	11	19.675	0.720		
	18	10.71	17	28.869	0.871		
	24	16.67	23	36.415	0.825		

Tabel 4.8 menunjukkan bahwa residual telah memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. Residual *white noise* ditunjukkan dengan nilai *Q* yang kurang dari $\chi^2_{(0.05;df)}$ atau nilai *p-value* yang lebih dari 0.05. Asumsi residual berdistribusi normal juga terpenuhi dimana nilai *p-value* lebih dari α (0.05).

Dari model-model tersebut selanjutnya dilakukan pemilihan model ARIMA terbaik dengan membandingkan nilai AIC, RMSE dan MAPE dengan hasil perhitungan sebagai berikut.

Tabel 4.9 Kriteria Pemilihan Model ARIMA Terminal Nilam

Model	In Sample	Out Sample	
	AIC	RMSE	MAPE
ARIMA (0,0,0)	500,011	19.335	7,920
ARIMA (1,1,0)	504,974	26.241	9,697
ARIMA (0,1,1)	493,961	19.281	7,931

Berdasarkan nilai RMSE dan AIC, model ARIMA (0,1,1) memiliki nilai lebih kecil dibandingkan dua model lainnya. Sedangkan berdasarkan nilai MAPE, model ARIMA (0,0,0) merupakan model dengan nilai MAPE terkecil. Oleh karena itu model terpilih sebagai model ARIMA terbaik untuk meramalkan volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Nilam Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya adalah ARIMA (0,1,1).

Berdasarkan hasil estimasi parameter, persamaan model ARIMA (0,1,1) untuk meramalkan volume bongkar muat non

petikemas domestik di Terminal Nilam Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya adalah sebagai berikut.

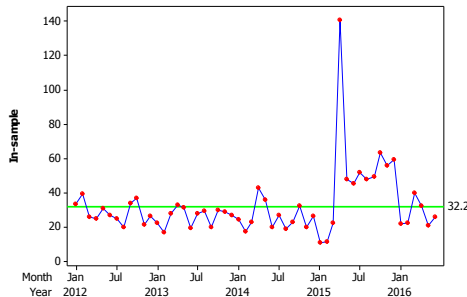
$$\dot{Z}_t = \dot{Z}_{t-1} + a_t - \theta_1 a_{t-1}$$

$$\dot{Z}_t = \dot{Z}_{t-1} + a_t - 0.9008a_{t-1}$$

Model ARIMA (0,1,1) menunjukkan bahwa volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Nilam memiliki pola yang sama dengan volume bongkar muat di bulan sebelumnya beserta kesalahan peramalan pada bulan sebelumnya dengan kondisi bisnis yang tidak berubah.

4.2.3 Pemodelan ARIMA untuk Volume Bongkar Muat Non Petikemas Domestik Terminal Mirah

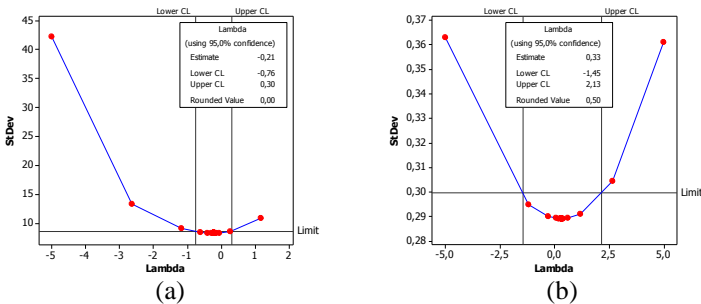
Berikut *time series plot* untuk data *in-sample* volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Mirah Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya.



Gambar 4.14 Time Series Plot Data In-sample Terminal Mirah

Berdasarkan Gambar 4.14 terlihat bahwa pada data volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Mirah Pelabuhan Tanjung Perak pada Januari 2012 sampai dengan Juni 2016 cenderung stabil, tetapi terdapat satu data *outlier* yaitu pada bulan April 2015. Pada bulan tersebut terjadi konversi satuan ke ton pada beberapa kemasan barang yang biasanya dihitung dalam satuan m³ atau unit, sehingga volume bongkar muat non petikemas domestik pada bulan tersebut lebih tinggi dibandingkan bulan

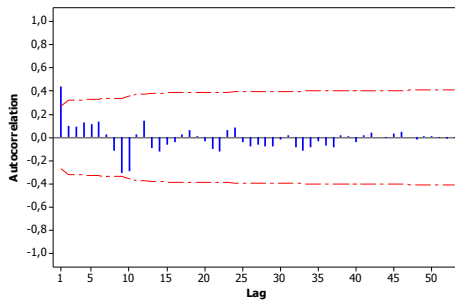
sebelum ataupun setelahnya. Adanya *outlier* ini menyebabkan data tidak stasioner, baik dalam varians maupun rata-rata. Ketidakstasioneran dalam varians ditunjukkan dengan fluktuasi data yang cukup jauh, dalam hal ini terutama fluktuasi pada data *outlier*. Ketidakstasioneran dalam rata-rata ditunjukkan dengan beberapa data volume bongkar muat di Terminal Mirah yang tidak berada di sekitar rata-rata. Stasioneritas dalam varians dan rata-rata dapat diselidiki lebih lanjut dengan melakukan pengujian. Pengujian stasioneritas data dalam varians dilakukan dengan menggunakan *Box-Cox*.



Gambar 4.15 *Box-Cox Plot* Terminal Mirah
(a) Sebelum Transformasi (b) Setelah Transformasi

Berdasarkan Gambar 4.15 dapat diketahui bahwa data volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Mirah tidak stasioner dalam varians. Hal ini ditunjukkan dengan nilai *rounded value* yang tidak bernilai 1 yaitu sebesar nol serta nilai LCL dan UCL yang tidak memuat nilai 1. Oleh karena itu diperlukan transformasi data sesuai dengan nilai *rounded value* yang dihasilkan. Transformasi data yang sesuai adalah $\ln Z_t$. Setelah itu diuji kembali stasioneritas data hasil transformasi. Didapatkan nilai LCL dan UCL yang memuat nilai 1, artinya data telah stasioner dalam varians.

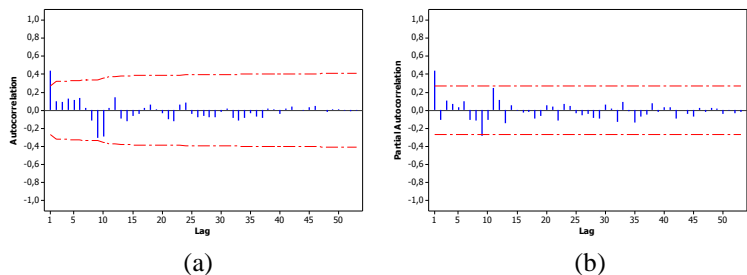
Selanjutnya dilakukan pengujian stasioneritas dalam rata-rata dengan melihat plot ACF secara visual dan dilanjutkan dengan uji *Augmented Dickey Fuller*. Berikut plot ACF dari data *in sample* volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Mirah.



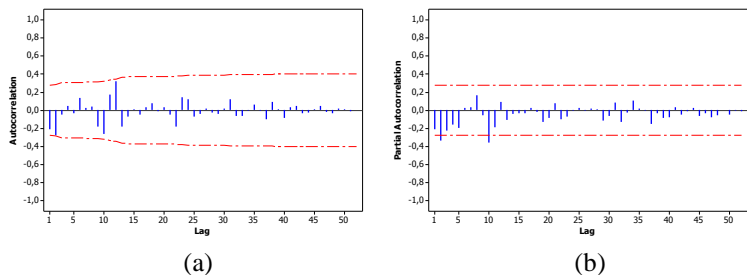
Gambar 4.16 Plot ACF Terminal Mirah Sebelum *Differencing*

Plot ACF pada Gambar 4.16 menunjukkan bahwa ACF *cut off* pada lag pertama yang berarti bahwa secara visual data telah stasioner dalam rata-rata. Sedangkan dari hasil pengujian *Augmented Dickey Fuller* didapatkan *p-value* sebesar 0.2405 (lebih besar dibandingkan dengan taraf signifikansi 5%). Hal ini menunjukkan bahwa data belum stasioner dalam rata-rata sehingga diperlukan *differencing*. Setelah dilakukan *differencing*, data di uji kembali stasioneritasnya dimana nilai *p-value* yang diperoleh adalah sebesar <0.01 yang artinya data telah stasioner dalam rata-rata.

Identifikasi stasioneritas dalam rata-rata secara visual dengan uji ADF memberikan hasil yang berbeda, oleh karena itu identifikasi model dilakukan berdasarkan plot ACF dan PACF dari data *in sample* tanpa *differencing* maupun dengan *differencing*. Plot ACF dan PACF dari data tanpa *differencing* disajikan pada Gambar 4.17, dapat diketahui bahwa plot ACF *cut off* pada lag 1, dan plot PACF *cut off* pada lag 1 dan 9. Sedangkan pada data dengan *differencing*, pada plot ACF tidak ada lag yang keluar batas, sedangkan plot PACF *cut off* pada lag 2 dan 10. Plot ACF dan PACF dari data tanpa *differencing* disajikan pada Gambar 4.18.



Gambar 4.17 Plot (a) ACF (b) PACF Terminal Mirah Tanpa *Differencing*



Gambar 4.18 Plot (a) ACF (b) PACF Terminal Mirah dengan *Differencing*

Berikut dugaan-dugaan model ARIMA untuk Terminal Mirah.

Tabel 4.10 Kemungkinan Model ARIMA Terminal Mirah

Model	Signifikansi Parameter	White Noise	Distribusi Normal
ARIMA (1,0,0)	V	V	V
ARIMA ([9],0,0)	V	X	V
ARIMA ([1,9],0,0)	V	V	V
ARIMA (0,0,1)	V	V	V
ARIMA (1,0,1)	X	V	V
ARIMA ([9],0,1)	X	V	V
ARIMA ([1,9],0,1)	X	V	V
ARIMA ([2],1,0)	V	V	V
ARIMA ([10],1,0)	V	V	V
ARIMA ([2,10],1,0)	V	X	V

Berdasarkan Tabel 4.10 dapat diketahui bahwa terdapat lima model yang memenuhi kelayakan model, yaitu memiliki parameter

yang signifikan dan memenuhi asumsi residual. Hasil estimasi parameter kelima model disajikan pada Tabel 4.11. Berdasarkan Tabel 4.11 dapat diketahui bahwa nilai p -value dari ketiga parameter kurang dari 0.05, dan juga nilai $|t_{hitung}|$ lebih besar dari $t_{0.025;51} = 2.008$. Hal ini menunjukkan bahwa parameter signifikan.

Tabel 4.11 Estimasi Parameter Terminal Mirah

Model	Parameter	Estimasi	t_{hitung}	P -value
ARIMA (1,0,0)	ϕ_0	3.36611	36.01	<0.0001
	ϕ_1	0.43763	3.51	0.0009
ARIMA ([1,9],0,0)	ϕ_0	3.35352	57.79	<0.0001
	ϕ_1	0.40304	3.36	0.0015
	ϕ_9	-0.32705	-2.43	0.0185
ARIMA (0,0,1)	θ_0	3.36438	43.77	<0.0001
	θ_1	-0.45000	-3.63	0.0006
ARIMA ([2],1,0)	ϕ_2	-0.28221	-2.10	0.0408
ARIMA ([10],1,0)	ϕ_{10}	-0.31043	-2.15	0.0362

Setelah signifikansi parameter terpenuhi, maka dapat dilanjutkan dengan *diagnostic checking* yaitu uji asumsi residual *white noise* dan distribusi normal. Hasil *diagnostic checking* model adalah sebagai berikut.

Tabel 4.12 *Diagnostic Checking* Terminal Mirah

Model	Lag	Q	Df	$\chi^2_{(0.05;df)}$	P -value	D	P -value
ARIMA (1,0,0)	6	2.68	5	11.070	0.749	0.096	>0.150
	12	17.00	11	19.675	0.108		
	18	20.03	17	28.869	0.273		
	24	25.10	23	36.415	0.345		
ARIMA ([1,9],0,0)	6	3.05	4	9.488	0.549	0.112	0.088
	12	11.25	10	18.307	0.339		
	18	15.24	16	26.296	0.507		
	24	19.65	22	33.924	0.605		

Tabel 4.12 *Diagnostic Checking* Terminal Mirah (Lanjutan)

Model	Lag	Q	Df	$\chi^2_{(0.05;df)}$	P -value	D	P -value
ARIMA (0,0,1)	6	2.76	5	11.070	0.737	0.108	0.111
	12	12.42	11	19.675	0.333		
	18	14.67	17	28.869	0.619		
	24	18.02	23	36.415	0.756		
ARIMA ([2],1,0)	6	8.67	5	11.070	0.123	0.097	>0.150
	12	18.64	11	19.675	0.068		
	18	21.18	17	28.869	0.218		
	24	26.02	23	36.415	0.300		
ARIMA ([10],1,0)	6	8.29	5	11.070	0.141	0.089	>0.150
	12	17.88	11	19.675	0.084		
	18	20.92	17	28.869	0.229		
	24	26.87	23	36.415	0.261		

Tabel 4.12 menunjukkan bahwa residual telah memenuhi asumsi *white noise* dan berdistribusi normal. Residual *white noise* dapat diketahui dari nilai Q yang kurang dari $\chi^2_{(0.05;df)}$ atau dari nilai p -value yang lebih dari α (0.05) di setiap lagnya. Residual berdistribusi normal ditunjukkan dari nilai p -value yang lebih dari 0.05. Selanjutnya dilakukan pemilihan model ARIMA terbaik dengan membandingkan nilai AIC, RMSE dan MAPE masing-masing model.

Tabel 4.13 Kriteria Pemilihan Model ARIMA Terminal Mirah

Model	<i>In Sample</i>	<i>Out Sample</i>	
	AIC	RMSE	MAPE
ARIMA (1,0,0)	54,604	13.068	8,915
ARIMA ([1,9],0,0)	50,673	9.659	6,055
ARIMA (0,0,1)	54,233	13.507	9,204
ARIMA ([2],1,0)	65,734	12.066	8,154
ARIMA ([10],1,0)	65,526	12.358	8,127

Model terbaik yang dipilih adalah model dengan nilai kriteria kebaikan model terkecil. Berdasarkan Tabel 4.13 dapat diketahui bahwa model ARIMA ([1,9],0,0) memiliki nilai AIC, RMSE dan MAPE *out-sample* terkecil. Oleh karena itu model ARIMA terbaik untuk meramalkan volume bongkar muat non

petikemas domestik di Terminal Mirah Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya adalah ARIMA $([1,9],0,0)$. Persamaan model ARIMA $([1,9],0,0)$ untuk meramal-kan volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Mirah Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya adalah sebagai berikut.

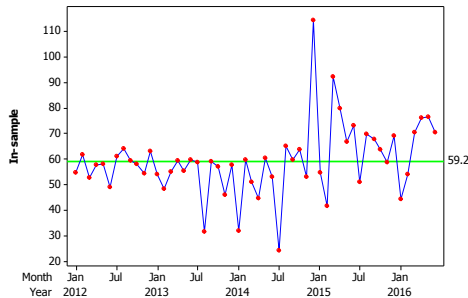
$$\ln \dot{Z}_t = \phi_0 + \phi_1 \ln \dot{Z}_{t-1} + \phi_9 \ln \dot{Z}_{t-9} + a_t$$

$$\ln \dot{Z}_t = 3.35352 + 0.40304 \ln \dot{Z}_{t-1} - 0.32705 \ln \dot{Z}_{t-9} + a_t$$

Model tersebut menunjukkan bahwa volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Mirah memiliki pola yang sama dengan volume bongkar muat pada satu dan sembilan bulan sebelumnya dengan kondisi bisnis yang tidak berubah.

4.2.4 Pemodelan ARIMA untuk Volume Bongkar Muat Non Petikemas Domestik Terminal Kalimas

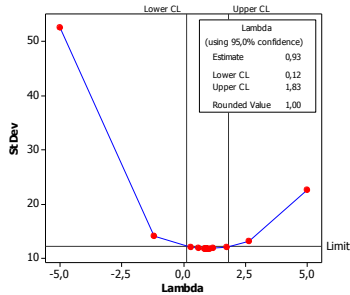
Pola dan stasioneritas data dapat diidentifikasi secara visual dari plot *time series*. Berikut *time series plot* untuk data *in-sample* volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Kalimas Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya.



Gambar 4.19 Time Series Plot Data In-sample Terminal Kalimas

Data bulanan volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Kalimas secara visual tidak stasioner karena data tidak berada di sekitar rata-rata dan fluktuasi data cukup jauh. Selain itu tidak terlihat adanya pola tren ataupun musiman, data cenderung fluktuatif dan random. Selanjutnya dilakukan pengujian untuk

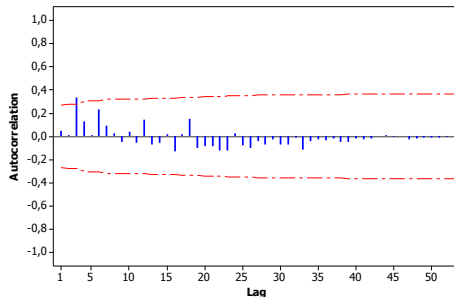
memastikan kestasioneran data. Pengujian stasioneritas data dalam varians dilakukan dengan menggunakan *Box-Cox* dengan hasil sebagai berikut.



Gambar 4.20 *Box-Cox Plot* Terminal Kalimas

Berdasarkan Gambar 4.20 dapat diketahui bahwa data volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Kalimas telah stasioner dalam varians. Hal ini ditunjukkan dengan nilai *rounded value* yang bernilai 1 serta nilai LCL dan UCL yang memuat nilai 1.

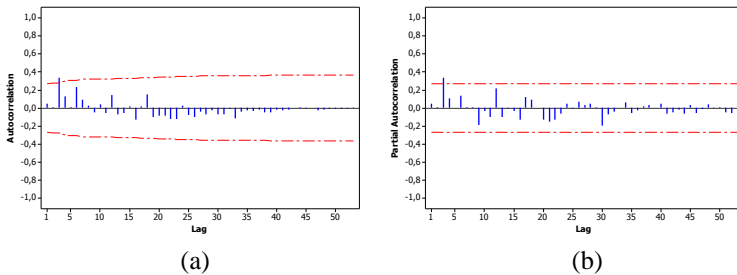
Selanjutnya dilakukan pengujian stasioneritas dalam rata-rata dengan melihat plot ACF secara visual dan dilanjutkan dengan uji *Augmented Dickey Fuller*. Berikut plot ACF dari data *in sample* volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Kalimas.



Gambar 4.21 Plot ACF Terminal Kalimas Sebelum *Differencing*

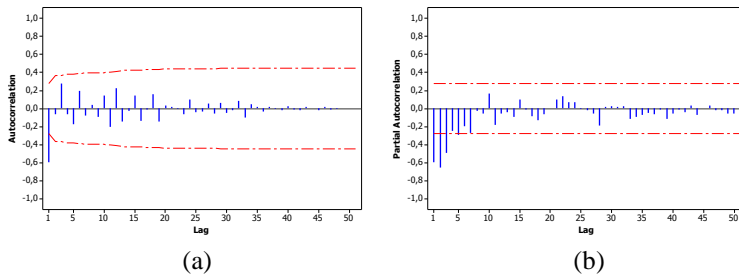
Terlihat bahwa plot ACF tidak turun lambat, hanya ada satu lag yang keluar batas. Hal ini menunjukkan bahwa secara visual data telah stasioner dalam rata-rata. Sedangkan berdasarkan uji *Augmented Dickey Fuller* diperoleh p -value sebesar 0.4271. Hipotesis nol adalah data tidak stasioner dalam rata-rata, dengan menggunakan α sebesar 0.05 memberikan keputusan gagal tolak H_0 karena nilai p -value lebih dari 0.05 sehingga data belum stasioner dalam rata-rata. Untuk itu perlu dilakukan *differencing*. Setelah dilakukan *differencing* yang pertama, data di uji kembali stasioneritasnya dimana nilai p -value yang diperoleh adalah sebesar 0.08528. Nilai p -value yang lebih dari 0.05 ini menunjukkan bahwa data masih belum stasioner dalam rata-rata sehingga dilakukan *differencing* yang kedua. Selanjutnya didapatkan nilai p -value < 0.01 sehingga data telah stasioner dalam rata-rata.

Identifikasi stasioneritas dalam rata-rata secara visual dengan uji ADF memberikan hasil yang berbeda, oleh karena itu identifikasi model dilakukan berdasarkan plot ACF dan PACF dari data *in sample* tanpa *differencing* maupun dengan *differencing*. Plot ACF dan PACF dari data tanpa *differencing* adalah sebagai berikut.



Gambar 4.22 Plot (a) ACF (b) PACF Terminal Kalimas Tanpa *Differencing*

Gambar 4.22 menunjukkan bahwa plot ACF dan PACF dari data *in sample* tanpa *differencing cut off* pada lag 3. Pada data dengan *differencing* yang disajikan pada Gambar 4.23 terlihat bahwa ACF *cut off* pada lag 1 dan PACF *cut off* pada lag 1, 2, 3, dan 5.



Gambar 4.23 Plot (a) ACF (b) PACF Terminal Kalimas dengan *Differencing*

Pada plot ACF ataupun PACF tidak terlihat adanya pola musiman, hal ini ditunjukkan dengan tidak adanya lag-lag yang keluar batas pada musiman tertentu. Berdasarkan plot ACF dan PACF tersebut, terdapat beberapa kemungkinan model ARIMA yang terbentuk seperti yang disajikan pada Tabel 4.14.

Tabel 4.14 Kemungkinan Model ARIMA Terminal Kalimas

Model	Signifikansi Parameter	White Noise	Distribusi Normal
ARIMA ([3],0,0)	V	V	X
ARIMA (0,0,[3])	X	V	X
ARIMA ([3],0,[3])	X	V	X
ARIMA (0,2,1)	V	X	X
ARIMA (3,2,0)	V	X	V
ARIMA ([5],2,0)	X	X	V
ARIMA ([1,2,3,5],2,0)	X	X	V
ARIMA (1,2,1)	V	X	V
ARIMA (2,2,1)	V	V	V
ARIMA (3,2,1)	X	V	V
ARIMA ([5],2,1)	X	X	X
ARIMA ([1,5],2,1)	X	X	V
ARIMA ([1,2,5],2,1)	X	V	V
ARIMA ([1,3,5],2,1)	X	X	V
ARIMA ([1,2,3,5],2,1)	X	V	V

Pada Tabel 4.14 dapat diketahui bahwa dari tiga dugaan model ARIMA pada data dengan *differencing* diperoleh satu model yang memiliki parameter signifikan dan memenuhi asumsi

residual, yaitu model ARIMA (2,2,1). Sedangkan pada data tanpa *differencing* didapatkan satu model dengan parameter yang signifikan dan memenuhi asumsi *white noise* akan tetapi tidak memenuhi asumsi normal, yaitu model ARIMA ([3],0,0). Tidak terpenuhinya asumsi normal dapat disebabkan adanya *outlier* dalam residual. Hasil pendektasian *outlier* dalam residual model ARIMA ([3],0,0) adalah sebagai berikut.

Tabel 4.15 *Outlier* Residual Model ARIMA ([3],0,0)

Observasi ke-	Jenis <i>Outlier</i>	<i>P-value</i>
36	<i>Additive</i>	<0.0001
31	<i>Additive</i>	<0.0001
39	<i>Level shift</i>	<0.0001
49	<i>Additive</i>	0.0001
20	<i>Additive</i>	0.0004
25	<i>Additive</i>	0.0004
43	<i>Additive</i>	0.0010

Outlier yang ditemukan pada residual selanjutnya dimasukkan ke dalam model ARIMA ([3],0,0) sehingga menjadi model ARIMAX ([3],0,0). Setelah dilakukan estimasi, uji signifikansi parameter, dan uji asumsi residual diketahui bahwa model ARIMAX ([3],0,0) memenuhi asumsi *white noise* dan distribusi normal akan tetapi terdapat parameter yang tidak signifikan. Oleh karena itu, model terpilih dari data tanpa *differencing* adalah ARIMA ([3],0,0).

Hasil estimasi dan pengujian signifikansi parameter model ARIMA ([3],0,0) dan ARIMA (2,2,1) adalah sebagai berikut.

Tabel 4.16 Estimasi Parameter Terminal Kalimas

Model	Parameter	Estimasi	t_{hitung}	<i>P-value</i>
ARIMA ([3],0,0)	ϕ_0	59.53695	21.83	<0.0001
	ϕ_3	0.36435	2.70	0.0092
ARIMA (2,2,1)	ϕ_1	-0.72983	-5.79	<0.0001
	ϕ_2	-0.53516	-4.26	<0.0001
	θ_1	0.88316	12.41	<0.0001

Berdasarkan Tabel 4.16 dapat diketahui bahwa nilai $|t_{hitung}|$ dari setiap parameter lebih besar dari $t_{0.025;52} = 2.007$ dan nilai p -value dari semua parameter juga kurang dari 0.05 sehingga parameter signifikan. Selanjutnya dilakukan *diagnostic checking* yaitu uji asumsi residual *white noise* yang dilakukan dengan uji *L-Jung Box* dan uji distribusi normal dengan menggunakan uji *Kolmogorov Smirnov* dengan hasil sebagai berikut.

Tabel 4.17 *Diagnostic Checking* Terminal Kalimas

Model	Lag	White Noise				Normal	
		Q	df	$\chi^2_{(0.05;df)}$	P -value	D	P -value
ARIMA ([3],0,0)	6	3.11	5	11.070	0.6836	0.156	<0.01
	12	9.65	11	19.675	0.5625		
	18	15.33	17	28.869	0.5720		
	24	18.83	23	36.415	0.7109		
ARIMA (2,2,1)	6	4.18	3	7.815	0.2429	0.078	>0.150
	12	11.52	9	16.919	0.2418		
	18	16.00	15	24.996	0.3818		
	24	17.98	21	32.671	0.6501		

Berdasarkan Tabel 4.17 dapat diketahui bahwa residual telah memenuhi asumsi *white noise* dimana nilai Q dari lag 6,12,18, dan 24 kurang dari $\chi^2_{(0.05;df)}$ atau dari nilai p -value yang lebih dari α (0.05). Untuk uji normalitas model ARIMA ([3],0,0) didapatkan nilai p -value < 0.05 sehingga tidak memenuhi asumsi distribusi normal. Sedangkan model ARIMA (2,2,1) memenuhi asumsi distribusi normal karena nilai p -value > 0.05. Selanjutnya dilakukan pemilihan model berdasarkan nilai AIC, RMSE, dan MAPE dari model ARIMA ([3],0,0) dan ARIMA (2,2,1) sebagai berikut.

Tabel 4.18 Kriteria Pemilihan Model ARIMA Terminal Kalimas

Model	<i>In Sample</i>	<i>Out Sample</i>	
	AIC	RMSE	MAPE
ARIMA ([3],0,0)	433,919	21.572	35,031
ARIMA (2,2,1)	437,567	25.313	45,131

Model ARIMA ([3],0,0) adalah model ARIMA terbaik untuk meramalkan bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Kalimas karena memiliki nilai kriteria kebaikan model yang lebih kecil. Walaupun tidak memenuhi asumsi normal multivariat, model ARIMA ([3],0,0) masih dapat digunakan untuk meramalkan volume bongkar muat non petikemas domestik di terminal Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya karena berdasarkan jurnal oleh Kostenko dan Hyndman (2008) yang paling penting adalah kemampuan model dalam memprediksi dengan baik. Persamaan model ARIMA ([3],0,0) untuk meramal-kan volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Kalimas Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya adalah sebagai berikut.

$$\dot{Z}_t = \phi_0 + \phi_3 \dot{Z}_{t-3} + a_t$$

$$\dot{Z}_t = 59.53695 + 0.36435 \dot{Z}_{t-3} + a_t$$

Model tersebut menunjukkan bahwa volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Kalimas memiliki pola yang sama dengan volume bongkar muat pada tiga bulan sebelumnya dengan kondisi bisnis yang tidak berubah.

4.3 Pemodelan *Vector Autoregressive* (VAR)

Model *vector autoregressive* merupakan salah satu model yang digunakan untuk mendeskripsikan hubungan antara beberapa variabel *time series*. Dalam hal ini ingin diketahui model *vector autoregressive* untuk menggambarkan hubungan antara volume bongkar muat non petikemas domestik di tiga terminal Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya, yaitu Terminal Jamrud, Terminal Nilam, dan Terminal Mirah. Sedangkan Terminal Kalimas tidak disertakan dalam model *vector autoregressive*. Hal ini dikarenakan dalam realitanya volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Kalimas tidak dipengaruhi oleh terminal lainnya. Karakteristik kapal yang dapat melakukan bongkar muat di Terminal Kalimas berbeda dengan terminal lainnya. Hanya kapal-kapal yang ber-ukuran kurang dari 500 GT yang dapat bersandar di Terminal Kalimas untuk dapat melakukan kegiatan bongkar

muat. Sedang-kan ketiga terminal lainnya diperuntukkan kapal-kapal berukuran besar yaitu kapal berukuran lebih dari 500 GT. Suatu kapal bongkar muat di Terminal Kalimas tidak dapat mengajukan jasa kapal pindah ke tiga terminal lainnya. Sebaliknya, kapal di Terminal Jamrud, Terminal Nilam, dan Terminal Mirah juga tidak dapat mengajukan jasa kapal pindah ke Terminal Kalimas. Sedang-kan antar Terminal Jamrud, Terminal Nilam, dan Terminal Mirah konsumen dapat mengajukan jasa pindah kapal. Oleh karena itu dalam analisis ini hanya menggunakan data volume bongkar muat non petikemas domestik di tiga terminal tersebut.

Seperti halnya dalam pemodelan ARIMA, pemodelan VAR mempunyai beberapa tahapan, tahapan pertama yaitu melakukan uji stasioneritas data. Pada pemodelan secara *univariate*, dapat diketahui bahwa data volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Jamrud dan Nilam stasioner dalam varians. Sedangkan data volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Mirah stasioner dalam varians setelah dilakukan transformasi data berupa $\ln Z_t$. Agar dalam analisis selanjutnya skala data tetap sama, maka transformasi data berupa $\ln Z_t$ tidak hanya dilakukan pada data Terminal Mirah tetapi juga pada data Terminal Jamrud dan Nilam.

Setelah data stasioner dalam varians, maka dapat dilanjutkan uji stasioneritas dalam rata-rata dengan menggunakan plot MACF. Plot MACF disajikan pada Gambar 4.24.

Variable/ Lag	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Jamrud	+..	+..
Nilam	..+
Mirah	..+	..+-	..-

+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between

Gambar 4.24 Plot MACF Tiga Terminal

Data dikatakan belum stasioner jika pada skema MACF semua lag keluar dari batas atas (+). Namun berdasarkan skema

MACF pada Gambar 4.24 dapat dilihat bahwa banyak titik-titik pengamatan yang berada dalam batas kendali yaitu ditandai dengan notasi (.) hal ini menunjukkan bahwa data telah stasioner dalam rata-rata.

Setelah stasioner terhadap varians dan rata-rata telah terpenuhi, maka dapat dilanjutkan dengan menduga model awal VAR menggunakan plot MPACF. Plot MPACF data volume bongkar muat non petikemas domestik di Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya adalah sebagai berikut.

Variable/ Lag	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Jamrud	-
Nilam
Mirah	..+
+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between											

Gambar 4.25 Plot MPACF Tiga Terminal

Gambar 4.25 menunjukkan bahwa pada lag 1 terdapat simbol (+) dan pada lag 8 terdapat simbol (-) sehingga dapat diduga model VAR memuat lag-lag tersebut. Selain menggunakan plot MPACF, penentuan model VAR juga dapat dilakukan berdasarkan nilai *minimum information criterion* model. Hal ini digunakan untuk menentukan panjang lag yang signifikan. Pemilihan model VAR dilakukan dengan memilih model yang memiliki nilai *information criterion* terkecil.

Tabel 4.19 *Minimum Information Criterion* Model Awal Tiga Terminal

Lag	MA (0)	MA (1)	MA (2)	MA (3)	MA (4)	MA (5)
AR (0)	-7.6604	-7.4250	-7.1954	-7.0159	-6.8145	-6.3128
AR (1)	-7.8033	-7.1587	-7.0028	-6.7808	-6.4331	-6.0463
AR (2)	-7.5996	-7.0012	-6.5363	-6.2879	-5.6985	-5.0603
AR (3)	-7.3120	-6.6604	-6.0448	-5.7422	-5.0643	-4.2595
AR (4)	-6.8376	-6.1023	-5.4128	-5.0875	-3.8508	-2.8312
AR (5)	-6.4368	-5.7516	-4.8375	-4.1152	-2.7536	-1.2006

Berdasarkan Tabel 4.19 dapat diketahui bahwa nilai *information criterion* terkecil terdapat pada lag AR (1) dan MA (0). Sehingga dugaan model awal yang terbentuk adalah VAR (1).

Setelah diperoleh data yang stasioner dalam varians dan rata-rata, serta diketahui dugaan model, maka dapat dilakukan uji kausal *Granger* untuk melihat hubungan tiap variabelnya. Berikut hipotesis yang digunakan dalam uji kausal *Granger*.

1. Pengujian 1

H_0 : Terminal Jamrud tidak mempengaruhi Terminal Nilam

H_1 : Terminal Jamrud mempengaruhi Terminal Nilam

2. Pengujian 2

H_0 : Terminal Jamrud tidak mempengaruhi Terminal Mirah

H_1 : Terminal Jamrud mempengaruhi Terminal Mirah

3. Pengujian 3

H_0 : Terminal Nilam tidak mempengaruhi Terminal Jamrud

H_1 : Terminal Nilam mempengaruhi Terminal Jamrud

4. Pengujian 4

H_0 : Terminal Nilam tidak mempengaruhi Terminal Mirah

H_1 : Terminal Nilam mempengaruhi Terminal Mirah

5. Pengujian 5

H_0 : Terminal Mirah tidak mempengaruhi Terminal Jamrud

H_1 : Terminal Mirah mempengaruhi Terminal Jamrud

6. Pengujian 6

H_0 : Terminal Mirah tidak mempengaruhi Terminal Nilam

H_1 : Terminal Mirah mempengaruhi Terminal Nilam

Hasil pengujian kausal *Granger* berdasarkan hipotesis tersebut disajikan pada Tabel 4.20.

Tabel 4.20 Hasil Uji <i>Granger Causality</i> Tiga Terminal				
Terminal		χ^2	Df	<i>P-value</i>
Jamrud	Nilam	1.72	1	0.1893
	Mirah	0.02	1	0.8911
Nilam	Jamrud	3.99	1	0.0458
	Mirah	0.01	1	0.9042
Mirah	Jamrud	0.74	1	0.3909
	Nilam	1.05	1	0.3060

Berdasarkan Tabel 4.20 dapat diketahui bahwa pada pengujian 3 diperoleh nilai χ^2 sebesar 3.99, nilai ini lebih besar dari $\chi^2_{(0.1,1)} = 2.71$ atau nilai p -value kurang dari 0.1 sehingga tolak H_0 . Sedangkan untuk pengujian lainnya H_0 gagal ditolak karena nilai χ^2 kurang dari $\chi^2_{(0.05,1)}$ atau nilai p -value lebih dari 0.1. Dari hasil pengujian tersebut dapat dijelaskan bahwa volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Jamrud hanya dipengaruhi oleh Terminal Nilam, tidak dipengaruhi oleh Terminal Mirah. Sedangkan volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Nilam dan Mirah tidak dipengaruhi oleh terminal manapun. Berdasarkan uji *Granger causality* ini dapat disimpulkan bahwa terdapat hubungan satu arah antara Terminal Jamrud dan Terminal Nilam. Oleh karena itu variabel yang digunakan dalam pemodelan VAR selanjutnya adalah data volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Jamrud dan Nilam.

Dilakukan identifikasi stasioneritas kembali dengan menggunakan dua variabel, yaitu volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Jamrud dan Terminal Nilam. Pada pemodelan secara *univariate*, dapat diketahui bahwa data volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Jamrud dan Nilam telah stasioner dalam varians. Setelah data stasioner dalam varians, maka dapat dilanjutkan uji stasioneritas dalam rata-rata dengan menggunakan plot MACF sebagai berikut.

Variable/ Lag	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Jamrud	++	+.
Nilam	++

+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between

Gambar 4.26 Plot MACF Dua Terminal

Berdasarkan plot MACF pada Gambar 4.26 dapat dilihat bahwa banyak titik-titik pengamatan yang berada dalam batas kendali yaitu ditandai dengan notasi (.) hal ini menunjukkan bahwa data telah stasioner dalam rata-rata. Setelah data telah

stasioner dalam varians dan rata-rata, maka dapat dilanjutkan dengan menduga model awal VAR menggunakan plot MPACF sebagai berikut.

Variable/ Lag	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Jamrud	+
Nilam

+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between

Gambar 4.27 Plot MPACF Dua Terminal

Berdasarkan plot MPACF dapat diketahui bahwa pada lag 3 terdapat simbol (+) sehingga dapat diduga model VAR memuat lag 3. Pemilihan model VAR juga dapat dilakukan dengan memilih model yang memiliki nilai *information criterion* terkecil. Berdasarkan Tabel 4.21 dapat diketahui bahwa nilai *information criterion* terkecil terdapat pada lag AR (3) dan MA (0). Sehingga dugaan model awal yang terbentuk adalah VAR (3).

Tabel 4.21 Minimum Information Criterion Model Awal Dua Terminal

Lag	MA (0)	MA (1)	MA (2)	MA (3)	MA (4)	MA (5)
AR (0)	14.0434	14.0138	14.0252	13.9238	14.0869	14.1618
AR (1)	13.8255	14.1712	14.1746	14.1065	14.3254	14.3715
AR (2)	13.8359	14.1305	14.2740	14.3293	14.5181	14.4371
AR (3)	13.7942	14.1349	14.3413	14.4534	14.7201	14.7578
AR (4)	14.0574	14.3351	14.4998	14.7355	15.0561	15.1087
AR (5)	14.0172	14.2289	14.4873	14.6977	15.0475	15.3016

Setelah diperoleh data yang stasioner dan diketahui dugaan model, dilakukan uji kausal *Granger* untuk melihat hubungan Terminal Jamrud dan Nilam dengan hipotesis sebagai berikut.

1. Pengujian 1

H_0 : Terminal Jamrud tidak mempengaruhi Terminal Nilam

H_1 : Terminal Jamrud mempengaruhi Terminal Nilam

2. Pengujian 2

H_0 : Terminal Nilam tidak mempengaruhi Terminal Jamrud

H_1 : Terminal Nilam mempengaruhi Terminal Jamrud

Hasil pengujian kausal *Granger* adalah sebagai berikut.

Tabel 4.22 Hasil Uji *Granger Causality* Dua Terminal

Terminal		χ^2	df	P-value
Jamrud	Nilam	3.37	3	0.3386
Nilam	Jamrud	6.96	3	0.0731

Pada pengujian pertama diperoleh nilai χ^2 kurang dari $\chi^2_{0.1;3} = 6.25$ atau nilai *p-value* lebih dari 0.1, yaitu sebesar 0.3386 sehingga gagal tolak H_0 . Sedangkan untuk pengujian kedua memberikan keputusan tolak H_0 karena nilai χ^2 lebih dari $\chi^2_{0.1;3}$ atau *p-value* kurang dari 0.1 yaitu sebesar 0.0731. Hal ini menjelaskan bahwa terdapat hubungan satu arah diantara kedua terminal dimana volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Jamrud di-pengaruhi oleh Terminal Nilam, akan tetapi volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Nilam tidak dipengaruhi oleh Terminal Jamrud. Selanjutnya dilakukan penaksiran parameter serta pengujian signifikansi parameter. Tidak semua parameter dapat digunakan dalam model, sehingga perlu dilakukan pembatasan atau *restrict* pada parameter yang tidak signifikan. Hasil estimasi dan uji signifikansi parameter model VAR(3) sebelum dilakukan *restrict* adalah sebagai berikut.

Tabel 4.23 Estimasi Parameter Model VAR (3) Sebelum *Restrict*

Equation	Parameter	Estimasi	t_{hitung}	P-value	Variabel
Jamrud	ϕ_{010}	34.68813	0.42	0.6787*	1
	ϕ_{111}	-0.01968	-0.13	0.8941*	Jamrud (t-1)
	ϕ_{112}	0.57575	1.79	0.0800	Nilam (t-1)
	ϕ_{211}	0.08567	0.57	0.5720*	Jamrud (t-2)
	ϕ_{212}	-0.19425	-0.58	0.5621*	Nilam (t-2)
	ϕ_{311}	0.38138	2.57	0.0138	Jamrud (t-3)
	ϕ_{312}	-0.17123	-0.52	0.6079*	Nilam (t-3)

Tabel 4.23 Estimasi Parameter Model VAR (3) Sebelum *Restrict* (Lanjutan)

<i>Equation</i>	<i>Parameter</i>	<i>Estimasi</i>	<i>t_{hitung}</i>	<i>P-value</i>	<i>Variabel</i>
Nilam	ϕ_{020}	129.17144	3.20	0.0026	1
	ϕ_{121}	-0.17422	-2.44	0.0188	Jamrud (t-1)
	ϕ_{122}	0.29585	1.90	0.0647	Nilam (t-1)
	ϕ_{221}	-0.00237	-0.03	0.9743*	Jamrud (t-2)
	ϕ_{222}	0.19791	1.22	0.2271*	Nilam (t-2)
	ϕ_{321}	0.09294	1.29	0.2048*	Jamrud (t-3)
	ϕ_{322}	-0.12442	-0.77	0.4437*	Nilam (t-3)

Restrict dilakukan satu persatu dari parameter yang paling tidak signifikan. Terdapat 9 parameter yang *terrestrict*. Hasil penaksiran dan uji signifikansi parameter setelah dilakukan *restrict* adalah sebagai berikut.

Tabel 4.24 Estimasi Parameter Model VAR (3) Setelah *Restrict*

<i>Equation</i>	<i>Parameter</i>	<i>Estimasi</i>	<i>t_{hitung}</i>	<i>P-value</i>	<i>Variabel</i>
Jamrud	ϕ_{112}	0.46623	5.15	0.0001	Nilam (t-1)
	ϕ_{311}	0.34528	2.89	0.0060	Jamrud (t-3)
Nilam	ϕ_{020}	151.03781	6.02	0.0001	1
	ϕ_{121}	-0.14768	-2.25	0.0297	Jamrud (t-1)
	ϕ_{122}	0.29784	2.14	0.0383	Nilam (t-1)

Tabel 4.24 menunjukkan bahwa semua parameter telah signifikan dimana nilai *p-value* parameter < 0.05. Berdasarkan hasil uji signifikansi parameter dari model VAR (3) setelah dilakukan *restrict* dapat diketahui bahwa terdapat hubungan saling mempengaruhi antara Terminal Jamrud dan Nilam dimana volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Jamrud selain

di-pengaruhi oleh volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Jamrud pada tiga bulan sebelumnya juga dipengaruhi oleh volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Nilam pada satu bulan sebelumnya. Sedangkan volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Nilam dipengaruhi oleh volume bongkar muat non peti-kemas di Terminal Nilam dan Terminal Jamrud pada satu bulan sebelumnya. Persamaan model VAR (3) dapat dituliskan sebagai berikut.

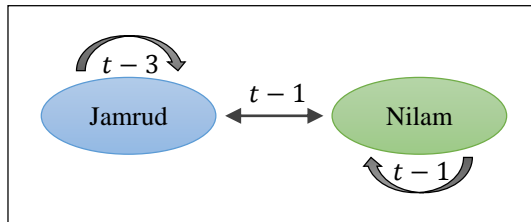
$$\begin{aligned} \dot{Z}_t &= \phi_0 + \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \phi_3 \dot{Z}_{t-3} + a_t \\ \begin{bmatrix} \dot{Z}_{1,t} \\ \dot{Z}_{2,t} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0 \\ 151.038 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0.466 \\ -0.148 & 0.298 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Z}_{1,t-1} \\ \dot{Z}_{2,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.345 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{Z}_{1,t-3} \\ \dot{Z}_{2,t-3} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{1,t} \\ a_{2,t} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Model VAR (3) menghasilkan persamaan untuk meramalkan volume bongkar muat non petikemas domestik di masing-masing terminal sebagai berikut.

$$Jamrud = 0.466 Nilam_{t-1} + 0.345 Jamrud_{t-3} + a_t$$

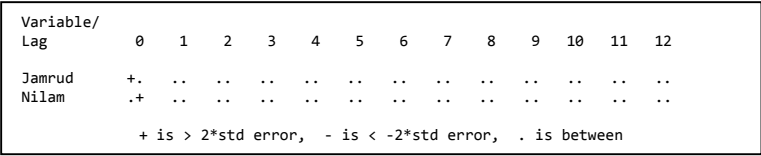
$$Nilam = 151.038 - 0.148 Jamrud_{t-1} + 0.298 Nilam_{t-1} + a_t$$

Hubungan antara volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Jamrud dan Terminal Nilam dapat dilihat pada Gambar 4.28.



Gambar 4.28 Keterkaitan antara Terminal Jamrud dan Terminal Nilam

Selanjutnya dilakukan *diagnostic checking* yaitu memeriksa dan menguji apakah residual memenuhi asumsi *white noise* dimana pemeriksaan dilakukan melalui plot MCCF residual, sedangkan pengujian dilakukan dengan uji *Portmanteau*. Plot MCCF residual dari model VAR (3) adalah sebagai berikut.



Gambar 4.29 Plot MCCF Residual Model VAR(3)

Setelah model VAR (3) dilakukan *restrict*, terlihat pada plot MCCF residual tidak ada lag yang signifikan selain lag ke-0. Hal ini mengindikasikan bahwa residual telah memenuhi asumsi *white noise*. Berdasarkan uji *Portmanteau* pada Tabel 4.25 dapat diketahui bahwa semua lag memiliki nilai statistik uji $Q_{m(s)}$ kurang dari $\chi^2_{(0.05;df)}$ atau *p-value* lebih dari 0.05. Dengan hipotesis nol adalah residual data memenuhi asumsi *white noise*, maka hipotesis nol gagal ditolak sehingga dapat disimpulkan bahwa residual data memenuhi asumsi *white noise*.

Tabel 4.25 Hasil Uji *Portmanteau*

Hingga lag ke-	$Q_{m(s)}$	df	$\chi^2_{(0.05;df)}$	<i>P-value</i>
4	6.26	4	9.49	0.1807
5	8.92	8	15.51	0.3491
6	10.67	12	21.03	0.5571
7	11.27	16	26.29	0.7924
8	14.42	20	31.41	0.8086
9	17.21	24	36.42	0.8397
10	19.07	28	41.34	0.8961
11	21.59	32	46.19	0.9180
12	28.15	36	51.00	0.8219
13	36.15	40	55.76	0.6442
14	38.55	44	60.48	0.7037
15	39.29	48	65.17	0.8105
16	41.43	52	69.83	0.8532
17	44.27	56	74.47	0.8714
18	46.13	60	79.08	0.9061
19	50.69	64	83.68	0.8867
20	52.09	68	88.25	0.9236

Selain *white noise*, asumsi lain yang harus terpenuhi adalah residual berdistribusi normal multivariat. Hasil uji normal multivariat menggunakan *Shapiro-Wilk* menunjukkan bahwa residual berdistribusi normal multivariat karena nilai *p-value* yang diperoleh lebih dari 0.05 yaitu sebesar 0.9359.

4.4 Pemilihan Model Terbaik

Pemodelan menggunakan metode ARIMA telah dilakukan pada data volume bongkar muat non petikemas domestik di masing-masing terminal Pelabuhan Tanjung Perak, yaitu Terminal Jamrud, Nilam, Mirah, dan Kalimas. Sedangkan metode VAR dilakukan pada Terminal Jamrud dan Nilam. Untuk memilih model terbaik antara metode ARIMA dan VAR untuk kedua terminal tersebut digunakan kriteria kebaikan model yaitu RMSE dan MAPE *out sample*. Model terbaik adalah model yang memiliki nilai kriteria kebaikan model terkecil. Perbandingan model ARIMA dan VAR berdasarkan nilai RMSE dan MAPE disajikan pada Tabel 4.26.

Tabel 4.26 Perbandingan Kriteria Kebaikan Model ARIMA dan VAR

Terminal	ARIMA			VAR (3)	
	Model	RMSE	MAPE	RMSE	MAPE
Jamrud	ARIMA ([3],0,0)	46.002	38,059	44.890	36,902
Nilam	ARIMA (0,1,1)	19.281	7,931	18.477	7,151

Berdasarkan Tabel 4.26 dapat diketahui bahwa nilai RMSE dan MAPE *out sample* dari model VAR lebih kecil dibandingkan metode ARIMA baik untuk Terminal Jamrud ataupun untuk Terminal Nilam. Oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Jamrud dan Nilam lebih baik jika diramalkan dengan metode VAR, yakni model VAR(3). Sedangkan untuk Terminal Mirah dan Kalimas hanya dilakukan peramalan secara *univariate* dimana model ARIMA yang terbaik untuk Terminal Mirah adalah ARIMA ([1,9],0,0) dengan RMSE sebesar 9.659 dan MAPE sebesar 6,055, sedangkan model ARIMA terbaik untuk Terminal Kalimas adalah

model ARIMA ([3],0,0) dengan nilai RMSE sebesar 21.572 dan MAPE sebesar 35,031.

Berikut persamaan model *time series* terbaik yang digunakan untuk meramalkan volume bongkar muat non petikemas domestik di masing-masing terminal Pelabuhan Tanjung Perak.

$$Jamrud = 0.466 Nilam_{t-1} + 0.345 Jamrud_{t-3} + a_t$$

$$Nilam = 151.038 - 0.148 Jamrud_{t-1} + 0.298 Nilam_{t-1} + a_t$$

$$\ln Mirah = 3.353 + 0.403 \ln Mirah_{t-1} - 0.327 \ln Mirah_{t-9} + a_t$$

$$Kalimas = 59.537 + 0.364 Kalimas_{t-3} + a_t$$

Berdasarkan persamaan model tersebut, dapat diketahui bahwa volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Jamrud bergantung pada volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Nilam pada satu bulan sebelumnya dan volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Jamrud pada 3 bulan sebelumnya. Sedangkan volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Nilam dipengaruhi oleh volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Jamrud dan Nilam pada satu bulan sebelumnya. Untuk Terminal Mirah, volume bongkar muat non petikemas domestik di terminal tersebut memiliki pola yang sama dengan volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Mirah pada satu dan sembilan bulan sebelumnya. Di Terminal Kalimas, volume bongkar muat non petikemas domestik memiliki pola yang sama dengan volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Kalimas pada tiga bulan sebelumnya.

4.5 Hasil Forecast Volume Bongkar Muat Non Petikemas Domestik

Setelah diketahui metode *time series* terbaik yang dapat digunakan, dilakukan peramalan volume bongkar muat non petikemas di empat terminal Pelabuhan Tanjung Perak Surabaya untuk 12 bulan ke depan dengan hasil ramalan sebagai berikut.

Tabel 4.27 Hasil Ramalan Volume Bongkar Muat Non Petikemas Domestik
Terminal Jamrud dan Nilam Tahun 2017 (Ton)

Bulan ke-	Jamrud			Nilam		
	LCL	Ramalan	UCL	LCL	Ramalan	UCL
1	33,536	132,508	231,480	149,786	197,404	245,021
2	57,322	158,755	260,187	140,292	191,015	241,739
3	10,878	112,637	214,396	134,374	185,284	236,193
4	24,665	131,243	237,820	138,906	189,821	240,736
5	35,415	142,241	249,066	137,592	188,716	239,841
6	19,210	126,119	233,029	135,662	186,828	237,994
7	24,169	131,535	238,901	137,281	188,452	239,622
8	28,626	136,014	243,402	137,039	188,229	239,419
9	23,048	130,454	237,861	136,340	187,534	238,728
10	24,512	131,963	239,414	136,885	188,080	239,274
11	26,280	133,733	241,186	136,852	188,048	239,244
12	24,381	131,837	239,294	136,596	187,792	238,988
Total	332,041	1,599,038	2,866,035	1,657,606	2,267,202	2,876,798

Tabel 4.28 Hasil Ramalan Volume Bongkar Muat Non Petikemas domestik
Terminal Mirah dan Kalimas Tahun 2017 (Ton)

Bulan ke-	Mirah			Kalimas		
	LCL	Ramalan	UCL	LCL	Ramalan	UCL
1	11,524	24,469	51,954	37,438	66,494	95,550
2	12,749	28,942	65,700	30,224	59,280	88,336
3	12,632	29,017	66,652	27,780	56,835	85,891
4	15,145	34,863	80,256	31,585	61,303	91,021
5	16,544	38,099	87,739	30,037	59,755	89,472
6	17,585	40,501	93,279	29,512	59,230	88,947
7	15,837	36,474	84,005	30,441	60,189	89,937
8	18,924	43,586	100,385	30,108	59,856	89,604
9	15,551	35,817	82,491	29,996	59,744	89,492
10	13,525	32,352	77,389	30,200	59,950	89,699
11	11,904	29,257	71,907	30,129	59,878	89,628
12	11,264	27,992	69,565	30,105	59,854	89,603
Total	173,184	401,368	931,322	367,555	722,368	1,077,181

Tabel 4.29 Total Ramalan Volume Bongkar Muat Non Petikemas domestik Pelabuhan Tanjung Perak Tahun 2017 (Ton)

Bulan ke-	Tanjung Perak		
	LCL	Ramalan	UCL
1	232,284	420,874	624,004
2	240,588	437,992	655,962
3	185,664	383,772	603,131
4	210,302	417,230	649,833
5	219,587	428,810	666,118
6	201,969	412,678	653,249
7	207,727	416,649	652,465
8	214,698	427,685	672,809
9	204,935	413,549	648,572
10	205,122	412,345	645,777
11	205,165	410,916	641,965
12	202,345	407,475	637,451
Total	2,530,386	4,989,976	7,751,336

Berdasarkan hasil peramalan yang disajikan pada Tabel 4.29 dapat diprediksi bahwa pada tahun 2017 volume bongkar muat non petikemas domestik di Pelabuhan Tanjung Perak akan meningkat sekitar 4,5% dibandingkan tahun sebelumnya, yaitu sebesar 4,989,976 ton. Volume bongkar muat non petikemas domestik masing-masing terminal adalah sebesar 1,599,038 ton di Terminal Jamrud, 2,267,202 ton di Terminal Nilam, 401,368 ton di Terminal Mirah, dan 722,368 ton di Terminal Kalimas. Berikut hasil ramalan volume bongkar muat non petikemas domestik di masing-masing terminal Pelabuhan Tanjung Perak per bulannya untuk tahun 2017.

Berdasarkan Tabel 4.27 dan 4.28 diperoleh hasil prediksi untuk volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Jamrud, Nilam, Mirah, dan Kalimas pada bulan Januari sampai dengan Desember 2017, terlihat bahwa hasil prediksi telah relevan karena masih berada diantara batas atas dan bawah (batas kendali).

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Setelah dilakukan analisis dan juga pembahasan di Bab IV, berikut merupakan kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini sesuai dengan latar belakang dan tujuan penelitian.

1. Volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Jamrud dan Nilam lebih baik jika diramalkan dengan metode VAR, yaitu model VAR (3). Model ARIMA terbaik untuk meramalkan volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Mirah adalah model ARIMA $([1,9],0,0)$. Model ARIMA terbaik untuk meramalkan volume bongkar muat non petikemas domestik di Terminal Kalimas adalah model ARIMA $([3],0,0)$.
2. Berdasarkan hasil peramalan, dapat diprediksi bahwa pada tahun 2017 volume bongkar muat non petikemas domestik di Pelabuhan Tanjung Perak akan meningkat sekitar 4,5% dibandingkan tahun sebelumnya. Volume bongkar muat non petikemas domestik di masing-masing terminal adalah sebesar 1,599,038 ton untuk Terminal Jamrud, 2,267,202 ton untuk Terminal Nilam, 401,368 ton untuk Terminal Mirah, dan 722,368 ton untuk Terminal Kalimas. Hasil prediksi volume bongkar muat non petikemas domestik untuk bulan Januari sampai dengan Desember 2017 di masing-masing terminal telah relevan karena masih berada diantara batas atas dan bawah (batas kendali).

5.2 Saran

Saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya adalah menambah jumlah data yang digunakan dalam peramalan karena metode ARIMA dan VAR ketat terhadap asumsi sehingga dibutuhkan data yang banyak. Selain itu volume bongkar muat non petikemas domestik di empat terminal Pelabuhan Tanjung Perak

dapat dimodelkan dengan metode lain yang mungkin dapat menghasilkan peramalan yang lebih baik.

Dari hasil prediksi volume bongkar muat non petikemas domestik di empat terminal Pelabuhan Tanjung Perak untuk 12 bulan ke depan, pihak otoritas masing-masing terminal Pelabuhan Tanjung Perak dapat memprediksi ketercapaian target volume bongkar muat non petikemas domestik sehingga dapat dijadikan sebagai pertimbangan dalam menyusun perencanaan kegiatan bongkar muat non petikemas domestik di masing-masing terminal.

DAFTAR PUSTAKA

- Anggraeni, A. D., & Suharsono, A. (2014). Peramalan Penjualan Sepeda Motor Tiap Jenis di Wilayah Surabaya dan Blitar dengan Model ARIMA Box-Jenkins dan Vector Autoregressive (VAR). *Jurnal Sains dan Seni POMITS Vol. 3, No.2*.
- Bowerman, B., O'Connell, R. T., & Koehler, A. B. (2004). *Forecasting, Time Series, and Regression: An Applied Approach*. Boston: Cengage Learning, Inc.
- Chairany, M., Winahju, W. S., & Mukarromah, A. (2013). Contagions Effect Kurs 5 Negara ASEAN (Association of Southeast Asian Nations) Menggunakan Vector Autoregressive (VAR). *Jurnal Sains dan Seni POMITS Vol. 2, No. 1*.
- Cryer, J. D., & Chan, K. S. (2008). *Time Series Analysis With Application in R*. New York: Springer Science.
- Daniel, W. W. (1990). *Applied Non Parametric Statistics Second Edition*. Boston: PWS-Kend Publ.co.
- Enders, W. (2014). *Applied Econometric Time Series Fourth Edition*. United States of America: John Wiley & Sons, Inc.
- Fikri, A. (2009). *Analisis Faktor-Faktor yang Berpengaruh pada Kapasitas Bongkar Muat serta Peramalan Volume Bongkar Muat di Terminal Petikemas domestik Surabaya*. Tugas Akhir S2: Jurusan Teknik Sipil, Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Gujarati, D. (2003). *Basic Econometric*. New York: Mc Graw-Hill.
- Hyndman, R. J., & Koehler, A. B. (2006). Another Look at Measures of Forecast Accuracy. *International Journal of Forecasting*, 679-688.
- Jarrett, J. E. (2015). Throughput Port Demand Forecasting. *International Journal of Economics & Management Sciences*, 1-4.
- Kementerian Perhubungan. (2016). *Statistik Perhubungan 2015 Buku I*. Jakarta: Kementerian Perhubungan.
- Lee, R., Qian, M., & Shao, Y. (2014). On Rotational Robustness of Shapiro-Wilk Type Tests for Multivariate Normality. *Open Journal of Statistics*, 4, 964-969.

Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & McGee, V. E. (1999). *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Edisi 2 Jilid 1, Alih Bahasa: Untung Sus Andriyanto dan Abdul Basith, Jakarta: Erlangga.

Pelindo III. (2015). *Profil Perusahaan Pelindo III*. Dipetik Juli 24, 2017, dari <https://www.pelindo.co.id/profil-perusahaan/cabang-anak-perusahaan/cabang-perusahaan/q/tanjung-perak>.

PT Pelindo III (Persero) Cabang Tanjung Perak. (2015). *Peraturan General Manager PT Pelabuhan Indonesia III (Persero) Cabang Tanjung Perak Nomor: PER.2/05.0102/TPR-2015 Tentang Sistem dan Prosedur Pelayanan Jasa Kapal, Pelayanan Jasa Barang, Pelayanan Jasa Petikemas domestik, dan Pelayanan Jasa Bongkar Muat Barang*. Surabaya: PT Pelindo III (Persero) Cabang Tanjung Perak.

Putri, R. N., & Setiawan. (2015). Peramalan Indeks Harga Saham Perusahaan Finansial LQ45 Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dan Vector Autoregressive (VAR). *Jurnal Sains dan Seni ITS Vol. 4, No.2*.

Republik Indonesia. (2009). *Peraturan Pemerintah Nomor 61 Tahun 2009*. Jakarta: Sekretariat Negara.

Sims, A. C. (1980). *Macroeconomics and Reality*. Working Paper no 1.

Stock, J. H., & Watson, M. W. (2001). Vector Autoregressions. *Journal of Economic Perspectives*, 101-105.

Tianto, R. (2014). *Peramalan Harga Saham Perusahaan Selular di Indonesia Menggunakan Metode Vector Autoregressive (VAR)*. Tugas Akhir S1: Jurusan Statistika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Tsay, R. S. (2013). *Multivariate Time Series Analysis With R and Financial Applications*. Canada: John Wiley & Sons, Inc.

Wei, W. W. (2006). *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Method*. Canada: Addison Wesley Publishing Company, Inc.

Wulansari, A. P. (2016). *Peramalan Harga Saham Perusahaan Pertambangan Emas di Indonesia Menggunakan*

Metode Univariate dan Multivariate Time Series. Tugas Akhir S1: Jurusan Statistika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Zhang, C., Huang, L., & Zhao, Z. (2013). Research on Combination Forecast of Port Cargo Throughput Based on Time Series and Causality Analysis. *Journal of Industrial Engineering and Management*, 124-134.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Volume Bongkar Muat Non Petikemas
Pelabuhan Tanjung Perak di Empat Terminal

Tanggal	Jamrud	Nilam	Mirah	Kalimas
Jan-12	88,590	174,983	33,254	54,778
Feb-12	177,001	193,440	39,321	61,699
Mar-12	94,042	189,510	25,805	52,613
Apr-12	168,762	144,760	25,068	57,863
Mei-12	222,310	217,764	30,628	58,176
Jun-12	249,497	206112	26,940	48,932
Jul-12	215,826	206,152	24,793	61,134
Agu-12	200,494	169,809	19,907	64,139
Sep-12	139,118	179,068	33,708	59,284
Okt-12	211,553	176,696	36,706	58,015
Nov-12	116,161	175,300	21,359	54,469
Des-12	133,347	191,259	26,129	63,105
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Jan-16	36,327	199,025	21,757	44,417
Feb-16	90,616.85	185,257	22,128	54,084
Mar-16	231,948.4	186,122	39,741	70,410
Apr-16	133,294	148,208	32,246	76,261
Mei-16	119,917.7	176,887	20,939	76,316
Jun-16	152,371.2	171,838	25,734	70,604
Jul-16	69,987	168,526	15,003	34,340
Agu-16	133,981.7	178,437	14,579	84,767
Sep-16	146,488.8	180,636	13,623	82,406
Okt-16	129,460.9	207,566	20,072	90,670
Nov-16	197,105.6	224,078	10,373	57,070
Des-16	69,627.38	190,207	23,256.27	45,683

Lampiran 2. *Output* Statistika Deskriptif

Descriptive Statistics: Jamrud; Nilam; Mirah; Kalimas							
Variable	Mean	StDev	Minimum	Maximum	Range	Skewness	Kurtosis
Jamrud	131,71	51,62	36,33	250,51	214,18	0,53	-0,23
Nilam	187,80	24,09	132,56	237,21	104,64	-0,25	-0,31
Mirah	30,56	18,77	10,37	140,93	130,55	3,71	19,86
Kalimas	59,88	15,02	24,15	114,27	90,12	0,74	2,54

Lampiran 3. *Syntax* dan *Output* Uji Normal Multivariat

```
> library("mvnrmtest", lib.loc="~/R/win-library/3.3")
> resivar3 <- read.delim("D:/resivar3.txt",
header=FALSE)
> View(resivar3)
> C<-t(resivar3[1:51,1:2])
> mshapiro.test(C)
```

Shapiro-wilk normality test

```
data: Z
W = 0.98973, p-value = 0.9359
```

Lampiran 4. Syntax dan Output Augmented Dickey Fuller Test

a. Data Empat Terminal Sebelum Differencing

```

> library("tseries", lib.loc=~R/win-library/3.3")
> silapor <- read.delim("D:/silapor.txt", header=FALSE)
> view(silapor)
> data1=silapor[,1]
> Jamrud=as.ts(data1)
> adf.test(Jamrud)

      Augmented Dickey-Fuller Test

data:  Jamrud
Dickey-Fuller = -2.7449, Lag order = 3, p-value = 0.2745
alternative hypothesis: stationary

> data2=silapor[,2]
> Nilam=as.ts(data2)
> adf.test(Nilam)

      Augmented Dickey-Fuller Test

data:  Nilam
Dickey-Fuller = -3.213, Lag order = 3, p-value = 0.09454
alternative hypothesis: stationary

> data3=silapor[,3]
> lnMirah=as.ts(data3)
> adf.test(lnMirah)

      Augmented Dickey-Fuller Test

data:  lnMirah
Dickey-Fuller = -2.8294, Lag order = 3, p-value = 0.2405
alternative hypothesis: stationary

> data4=silapor[,4]
> Kalimas=as.ts(data4)
> adf.test(Kalimas)

      Augmented Dickey-Fuller Test

data:  Kalimas
Dickey-Fuller = -2.3659, Lag order = 3, p-value = 0.4271
alternative hypothesis: stationary

```


b. Data Empat Terminal Setelah *Differencing*

```

> library("tseries", lib.loc=~R/win-library/3.3")
> diff <- read.delim("D:/diff.txt", header=FALSE)
> View(diff)
> data1=diff[,1]
> diffJamrud=as.ts(data1)
> adf.test(diffJamrud)

      Augmented Dickey-Fuller Test

data: diffJamrud
Dickey-Fuller = -3.7617, Lag order = 3, p-value = 0.02785
alternative hypothesis: stationary

> data2=diff[,2]
> diffNilam=as.ts(data2)
> adf.test(diffNilam)

      Augmented Dickey-Fuller Test

data: diffNilam
Dickey-Fuller = -3.9667, Lag order = 3, p-value = 0.01762
alternative hypothesis: stationary

> data3=diff[,3]
> diffMirah=as.ts(data3)
> adf.test(diffMirah)

      Augmented Dickey-Fuller Test

data: diffMirah
Dickey-Fuller = -4.337, Lag order = 3, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary

Warning message:
In adf.test(diffMirah) : p-value smaller than printed p-
value

> data4=diff[,4]
> diffKalimas=as.ts(data4)
> adf.test(diffKalimas)

      Augmented Dickey-Fuller Test

data: diffKalimas
Dickey-Fuller = -3.2721, Lag order = 3, p-value = 0.08528
alternative hypothesis: stationary

```

c. Data Terminal Kalimas Setelah *Differencing* Kedua

```
> library("tseries", lib.loc=~R/win-library/3.3")
> Kalimas2 <- read.table("D:/Kalimas2.txt", header=TRUE,
quote="\")
> View(Kalimas2)
> data=as.ts(Kalimas2)
> adf.test(data)
```

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: data
Dickey-Fuller = -4.4026, Lag order = 3, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary
```

```
Warning message:
In adf.test(data) : p-value smaller than printed p-value
```

Lampiran 5. *Syntax* SAS Model ARIMA

```
data BM;
input Jamrud;
datalines;
88.590
177.001
94.042
168.762
222.310
:
231.948
133.294
119.918
152.371
;
proc arima data=BM;
    identify var=Jamrud;
run;
    estimate p=(3) q=0 method=cls;
    forecast out=ramalan lead=6;
    outlier maxnum=50;
run;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;

proc export data=WORK.ramalan
    outfile = 'D:TA\Output\Jamrud\ARIMA([3],0,0).xls'
    dbms = excel
    replace;
run;
```

Lampiran 6. Output SAS Model ARIMA Terminal Jamrud

a. Model ARIMA ([3],0,0)

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag				
MU	132.00780	10.15150	13.00	<.0001	0				
AR1,1	0.36726	0.12928	2.84	0.0064	3				
Constant Estimate			83.52597						
Variance Estimate			2414.554						
Std Error Estimate			49.13811						
AIC			575.8279						
SBC			579.8059						
Number of Residuals			54						
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	0.57	5	0.9891	0.054	-0.016	-0.005	0.021	0.040	0.065
12	5.57	11	0.9006	-0.100	-0.068	-0.171	-0.138	0.045	0.093
18	10.14	17	0.8977	-0.161	-0.005	-0.049	-0.072	0.117	0.106
24	16.62	23	0.8273	0.022	-0.051	-0.112	0.098	0.110	0.172
Model for variable Jamrud									
Estimated Mean			132.0078						
Autoregressive Factors									
Factor 1: 1 - 0.36726 B** (3)									
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.962081	Pr < W	0.0854					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.10734	Pr > D	0.1214					
Cramer-von Mises	W-Sq	0.119913	Pr > W-Sq	0.0613					
Anderson-Darling	A-Sq	0.708276	Pr > A-Sq	0.0638					

b. Model ARIMA (0,0,[3])

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag				
MU	131.94970	8.64523	15.26	<.0001	0				
MA1,1	-0.29450	0.13509	-2.18	0.0338	3				
Constant Estimate			131.9497						
Variance Estimate			2482.833						
Std Error Estimate			49.82803						
AIC			577.3338						
SBC			581.3117						
Number of Residuals			54						
Autocorrelation Check of Residuals									
To	Chi-Square	Pr >							
Lag		DF	ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	2.10	5	0.8351	0.042	-0.016	0.064	0.002	0.041	0.161
12	7.42	11	0.7645	-0.117	-0.050	-0.147	-0.164	0.053	0.103
18	13.33	17	0.7136	-0.185	-0.001	-0.056	-0.093	0.124	0.120
24	18.66	23	0.7206	-0.019	-0.047	-0.100	0.066	0.106	0.163
Model for variable Jamrud									
Estimated Mean			131.9497						
Moving Average Factors									
Factor 1: 1 + 0.2945 B**(3)									
Tests for Normality									
Test	--Statistic--		-----p Value-----						
Shapiro-Wilk	W	0.966771	Pr < W	0.1386					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.105909	Pr > D	0.1336					
Cramer-von Mises	W-Sq	0.130105	Pr > W-Sq	0.0440					
Anderson-Darling	A-Sq	0.708315	Pr > A-Sq	0.0638					

c. Model ARIMA (2,1,0)

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate		Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag			
AR1,1	-0.74485		0.11535	-6.46	<.0001	1			
AR1,2	-0.56994		0.11538	-4.94	<.0001	2			
Variance Estimate				2853.388					
Std Error Estimate				53.41712					
AIC				574.0507					
SBC				577.9913					
Number of Residuals				53					
Autocorrelation Check of Residuals									
To	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
Lag 6	1.21	4	0.8761	-0.031	-0.085	-0.080	0.036	0.059	0.037
12	7.11	10	0.7150	-0.114	-0.090	-0.184	-0.125	0.066	0.115
18	12.60	16	0.7018	-0.179	-0.013	-0.052	-0.048	0.134	0.125
24	21.72	22	0.4768	0.020	-0.079	-0.138	0.139	0.141	0.174
Model for variable Jamrud									
Period(s) of Differencing				1					
No mean term in this model.									
Autoregressive Factors									
Factor 1: 1 + 0.74485 B**(1) + 0.56994 B**(2)									
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.9806		Pr < W	0.5390				
Kolmogorov-Smirnov	D	0.097798		Pr > D	>0.1500				
Cramer-von Mises	W-Sq	0.088625		Pr > W-Sq	0.1591				
Anderson-Darling	A-Sq	0.477327		Pr > A-Sq	0.2341				

Lampiran 7. Output SAS Model ARIMA Terminal Nilam

a. Model ARIMA (0,0,0)

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag				
MU	187.38050	3.34386	56.04	<.0001	0				
Constant Estimate			187.3805						
Variance Estimate			603.7972						
Std Error Estimate			24.57229						
AIC			500.0109						
SBC			501.9998						
Number of Residuals			54						
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	4.96	6	0.5495	0.195	0.109	0.042	-0.055	0.171	-0.015
12	8.23	12	0.7667	0.063	-0.142	-0.137	-0.051	-0.008	0.057
18	10.59	18	0.9111	-0.117	-0.042	-0.105	-0.035	0.051	-0.024
24	14.15	24	0.9431	-0.130	-0.038	0.109	0.049	0.035	-0.074
Model for variable Nilam									
Estimated Mean			187.3805						
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.980762	Pr < W	0.5335					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.074206	Pr > D	>0.1500					
Cramer-von Mises	W-Sq	0.040239	Pr > W-Sq	>0.2500					
Anderson-Darling	A-Sq	0.304108	Pr > A-Sq	>0.2500					

b. Model ARIMA (1,1,0)

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag				
AR1,1	-0.44431	0.12427	-3.58	0.0008	1				
Variance Estimate			789.3744						
Std Error Estimate			28.09581						
AIC			504.9737						
SBC			506.944						
Number of Residuals			53						
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	8.49	5	0.1311	-0.120	-0.266	-0.087	-0.121	0.195	-0.001
12	13.17	11	0.2826	0.094	-0.135	-0.143	-0.002	0.068	0.133
18	16.40	17	0.4956	-0.107	-0.004	-0.073	-0.023	0.149	0.043
24	23.44	23	0.4352	-0.192	-0.036	0.166	0.062	0.021	-0.091
Model for variable Nilam									
Period(s) of Differencing 1									
No mean term in this model.									
Autoregressive Factors									
Factor 1: 1 + 0.44431 B**(1)									
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.976854	Pr < W	0.3897					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.064134	Pr > D	>0.1500					
Cramer-von Mises	W-Sq	0.031723	Pr > W-Sq	>0.2500					
Anderson-Darling	A-Sq	0.254871	Pr > A-Sq	>0.2500					

c. Model ARIMA (0,1,1)

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate		Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag			
MA1,1	0.90080		0.06178	14.58	<.0001	1			
Variance Estimate				641.2755					
Std Error Estimate				25.32342					
AIC				493.9613					
SBC				495.9316					
Number of Residuals				53					
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	3.39	5	0.6401	0.150	0.061	-0.007	-0.087	0.145	-0.055
12	7.92	11	0.7203	0.026	-0.180	-0.167	-0.070	-0.018	0.051
18	10.71	17	0.8714	-0.131	-0.042	-0.096	-0.016	0.086	0.027
24	16.67	23	0.8251	-0.093	0.022	0.179	0.116	0.092	-0.042
Model for variable Nilam									
Period(s) of Differencing 1									
No mean term in this model.									
Moving Average Factors									
Factor 1: 1 - 0.9008 B**(1)									
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.986595		Pr < W	0.8130				
Kolmogorov-Smirnov	D	0.066708		Pr > D	>0.1500				
Cramer-von Mises	W-Sq	0.035693		Pr > W-Sq	>0.2500				
Anderson-Darling	A-Sq	0.218538		Pr > A-Sq	>0.2500				

Lampiran 8. Output SAS Model ARIMA Terminal Mirah

a. Model ARIMA (1,0,0)

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag				
MU	3.36611	0.09347	36.01	<.0001	0				
AR1,1	0.43763	0.12480	3.51	0.0009	1				
Constant Estimate			1.892993						
Variance Estimate			0.155202						
Std Error Estimate			0.393956						
AIC			54.60376						
SBC			58.58173						
Number of Residuals			54						
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	2.68	5	0.7495	0.047	-0.131	0.006	0.081	0.024	0.133
12	17.00	11	0.1080	0.020	-0.020	-0.231	-0.279	0.112	0.248
18	20.03	17	0.2729	-0.150	-0.093	-0.015	-0.039	0.032	0.076
24	25.10	23	0.3452	-0.001	0.003	-0.062	-0.155	0.114	0.109
Model for variable Mirah									
Estimated Mean				3.366113					
Autoregressive Factors									
Factor 1: 1 - 0.43763 B**(1)									
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			----p Value----					
Shapiro-Wilk	W	0.903485	Pr < W	0.0004					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.096528	Pr > D	>0.1500					
Cramer-von Mises	W-Sq	0.095697	Pr > W-Sq	0.1285					
Anderson-Darling	A-Sq	0.818364	Pr > A-Sq	0.0338					

b. Model ARIMA ([1,9],0,0

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter		Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag			
MU		3.35352	0.05803	57.79	<.0001	0			
AR1,1		0.40304	0.12013	3.36	0.0015	1			
AR1,2		-0.32705	0.13438	-2.43	0.0185	9			
Constant Estimate				3.098703					
Variance Estimate				0.141786					
Std Error Estimate				0.376544					
AIC				50.67306					
SBC				56.64002					
Number of Residuals				54					
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	3.05	4	0.5496	-0.003	-0.063	0.124	0.054	0.029	0.163
12	11.25	10	0.3387	-0.010	-0.013	0.051	-0.205	0.125	0.236
18	15.24	16	0.5074	-0.197	-0.052	-0.003	-0.088	-0.028	0.052
24	19.65	22	0.6051	-0.092	-0.017	-0.014	-0.163	0.074	0.077
Model for variable Mirah									
Estimated Mean				3.35352					
Autoregressive Factors									
Factor 1: 1 - 0.40304 B**(1) + 0.32705 B**(9)									
Tests for Normality									
Test		--Statistic--		-----p Value-----					
Shapiro-Wilk		W	0.891039	Pr < W	0.0001				
Kolmogorov-Smirnov		D	0.112225	Pr > D	0.0885				
Cramer-von Mises		W-Sq	0.109762	Pr > W-Sq	0.0846				
Anderson-Darling		A-Sq	0.864943	Pr > A-Sq	0.0246				

c. Model ARIMA (0,0,1)

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag				
MU	3.36438	0.07687	43.77	<.0001	0				
MA1,1	-0.45000	0.12400	-3.63	0.0006	1				
Constant Estimate			3.364378						
Variance Estimate			0.15414						
Std Error Estimate			0.392607						
AIC			54.23327						
SBC			58.21124						
Number of Residuals			54						
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	2.76	5	0.7366	0.047	0.083	0.016	0.124	0.019	0.142
12	12.42	11	0.3327	-0.015	-0.033	-0.212	-0.238	0.043	0.187
18	14.67	17	0.6192	-0.142	-0.062	-0.024	-0.039	0.022	0.057
24	18.02	23	0.7565	-0.005	-0.016	-0.041	-0.141	0.090	0.070
Model for variable Mirah									
Estimated Mean				3.364378					
Moving Average Factors									
Factor 1: 1 + 0.45 B**(1)									
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.920122	Pr < W	0.0015					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.108519	Pr > D	0.1115					
Cramer-von Mises	W-Sq	0.106972	Pr > W-Sq	0.0910					
Anderson-Darling	A-Sq	0.782456	Pr > A-Sq	0.0413					

d. Model ARIMA ([2],1,0)

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate		Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag			
AR1,1	-0.28221		0.13454	-2.10	0.0408	2			
Variance Estimate				0.198634					
Std Error Estimate				0.445683					
AIC				65.73442					
SBC				67.70471					
Number of Residuals				53					
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	8.67	5	0.1228	-0.319	-0.008	-0.130	0.014	-0.049	0.171
12	18.64	11	0.0680	-0.031	0.004	-0.151	-0.199	0.086	0.270
18	21.18	17	0.2183	-0.151	-0.013	-0.006	-0.055	0.039	0.077
24	26.02	23	0.3001	-0.008	-0.003	-0.008	-0.163	0.129	0.084
Model for variable Mirah									
Period(s) of Differencing				1					
No mean term in this model.									
Autoregressive Factors									
Factor 1: 1 + 0.28221 B**(2)									
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W		0.903385	Pr < W	0.0004				
Kolmogorov-Smirnov	D		0.0967	Pr > D	>0.1500				
Cramer-von Mises	W-Sq		0.102402	Pr > W-Sq	0.1024				
Anderson-Darling	A-Sq		0.908456	Pr > A-Sq	0.0205				

e. Model ARIMA ([10],0,0)

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag				
AR1,1	-0.31043	0.14439	-2.15	0.0362	10				
Variance Estimate			0.197854						
Std Error Estimate			0.444808						
AIC			65.52599						
SBC			67.49628						
Number of Residuals			53						
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	8.29	5	0.1408	-0.251	-0.203	-0.106	0.071	-0.047	0.146
12	17.88	11	0.0843	0.024	-0.008	-0.267	-0.006	0.114	0.236
18	20.92	17	0.2298	-0.174	-0.036	-0.020	-0.035	0.058	0.063
24	26.87	23	0.2613	-0.027	-0.014	0.018	-0.172	0.126	0.123
Model for variable Mirah									
Period(s) of Differencing 1									
No mean term in this model.									
Autoregressive Factors									
Factor 1: 1 + 0.31043 B**(10)									
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.953673	Pr < W	0.0388					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.088977	Pr > D	>0.1500					
Cramer-von Mises	W-Sq	0.048512	Pr > W-Sq	>0.2500					
Anderson-Darling	A-Sq	0.411617	Pr > A-Sq	>0.2500					

Lampiran 9. Output SAS Model ARIMA Terminal Kalimas

a. Model ARIMA ([3],0,0)

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate	Standard Error		t Value	Approx Pr > t		Lag		
MU	59.53695	2.72713		21.83	<.0001		0		
AR1,1	0.36435	0.13476		2.70	0.0092		3		
Constant Estimate				37.84478					
Variance Estimate				174.3971					
Std Error Estimate				13.20595					
AIC				433.9195					
SBC				437.8974					
Number of Residuals				54					
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	3.11	5	0.6836	0.004	0.007	-0.043	0.136	0.010	0.172
12	9.65	11	0.5625	0.042	0.043	-0.218	0.053	-0.043	0.197
18	15.33	17	0.5720	-0.061	-0.053	-0.071	-0.069	0.091	0.211
24	18.83	23	0.7109	0.006	-0.041	-0.150	-0.069	-0.063	0.067
Model for variable Kalimas									
Estimated Mean				59.53695					
Autoregressive Factors									
Factor 1: 1 - 0.36435 B**(3)									
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.898051		Pr < W	0.0002				
Kolmogorov-Smirnov	D	0.15645		Pr > D	<0.0100				
Cramer-von Mises	W-Sq	0.252416		Pr > W-Sq	<0.0050				
Anderson-Darling	A-Sq	1.452443		Pr > A-Sq	<0.0050				

b. Model ARIMA (2,2,1)

The ARIMA Procedure									
Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate		Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag			
MA1,1	0.88316		0.07116	12.41	<.0001	1			
AR1,1	-0.72983		0.12606	-5.79	<.0001	1			
AR1,2	-0.53516		0.12566	-4.26	<.0001	2			
Variance Estimate				249.8646					
Std Error Estimate				15.80711					
AIC				437.5674					
SBC				443.4211					
Number of Residuals				52					
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	4.18	3	0.2429	-0.093	-0.043	-0.093	0.146	0.003	0.174
12	11.52	9	0.2418	0.051	0.060	-0.233	0.081	-0.028	0.204
18	16.00	15	0.3818	-0.090	-0.057	-0.055	-0.043	0.083	0.182
24	17.98	21	0.6501	0.019	-0.019	-0.115	-0.021	-0.012	0.082
Model for variable Kalimas									
Period(s) of Differencing 1,1									
No mean term in this model.									
Autoregressive Factors									
Factor 1: 1 + 0.72983 B**(1) + 0.53516 B**(2)									
Moving Average Factors									
Factor 1: 1 - 0.88316 B**(1)									
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
Shapiro-Wilk	W	0.947033	Pr < W	0.0218					
Kolmogorov-Smirnov	D	0.077923	Pr > D	>0.1500					
Cramer-von Mises	W-Sq	0.070666	Pr > W-Sq	>0.2500					
Anderson-Darling	A-Sq	0.500348	Pr > A-Sq	0.2083					

Lampiran 10. *Syntax SAS Granger Causality VAR (1) Tiga Terminal*

```

data BM;
input Jamrud Nilam Mirah;
datalines;
4.48402    5.16469    3.50418
5.17616    5.26497    3.67176
4.54374    5.24444    3.25057
5.12849    4.97508    3.22159
5.40407    5.38341    3.42191
5.51945    5.32842    3.29361
5.37447    5.32861    3.21056
5.30078    5.13467    2.99107
4.93532    5.18777    3.51774
      :      :      :
5.42074    5.38363    4.08611
3.59256    5.29343    3.07994
4.50664    5.22174    3.09684
5.44651    5.22640    3.68238
4.89256    4.99862    3.47339
4.78681    5.17551    3.04161
5.02632    5.14655    3.24781
;
proc varmax data=BM;
model  Jamrud  Nilam  Mirah/p=1  dftest  lagmax=20
minic=(p=5) method=ls
print=(corry parcoef pcorr pcancorr roots);
      causal group1=(Jamrud) group2=(Nilam);
      causal group1=(Jamrud) group2=(Mirah);
      causal group1=(Nilam) group2=(Jamrud);
      causal group1=(Nilam) group2=(Mirah);
      causal group1=(Mirah) group2=(Jamrud);
      causal group1=(Mirah) group2=(Nilam);
run;

```

Lampiran 11. Output SAS *Granger Causality* VAR (1) Tiga Terminal

Granger Causality Wald Test

Test	Chi-Square	DF	Prob>Chisq
1	1.72	1	0.1893
2	0.02	1	0.8911
3	3.99	1	0.0458
4	0.01	1	0.9042
5	0.74	1	0.3909
6	1.05	1	0.3060

Test 1: Group 1 Variables: Jamrud
Group 2 Variables: Nilam

Test 2: Group 1 Variables: Jamrud
Group 2 Variables: Mirah

Test 3: Group 1 Variables: Nilam
Group 2 Variables: Jamrud

Test 4: Group 1 Variables: Nilam
Group 2 Variables: Mirah

Test 5: Group 1 Variables: Mirah
Group 2 Variables: Jamrud

Test 6: Group 1 Variables: Mirah
Group 2 Variables: Nilam

Lampiran 12. *Syntax SAS Granger Causality VAR (3) Dua Terminal*

```
data BM;
input Jamrud Nilam;
datalines;
88.590    174.983
177.001    193.440
94.042    189.510
      :      :
119.918    176.887
152.371    171.838
;
proc varmax data=BM;
model Jamrud Nilam/p=1 dfest lagmax=20 minic=(p=5)
method=ls
print=(corry parcoef pcorr pcancorr roots);
causal group1=(Jamrud) group2=(Nilam);
causal group1=(Nilam) group2=(Jamrud);
run;
```

Lampiran 13. *Output SAS Granger Causality VAR (3) Dua Terminal*

```
Granger Causality Wald Test
```

Test	Chi-Square	DF	Prob>Chisq
1	3.37	3	0.3386
2	6.96	3	0.0731

```
Test 1: Group 1 Variables: Jamrud
        Group 2 Variables: Nilam

Test 2: Group 1 Variables: Nilam
        Group 2 Variables: Jamrud
```

Lampiran 14. *Syntax* SAS Model VAR (3) Sebelum *Restrict*

```

data BM;
input Jamrud Nilam;
datalines;
88.590    174.983
177.001    193.440
94.042    189.510
168.762    144.760
222.310    217.764
249.497    206.112
215.826    206.152
200.494    169.809
139.118    179.068
      :      :
226.047    217.811
36.327    199.025
90.617    185.257
231.948    186.122
133.294    148.208
119.918    176.887
152.371    171.838
;
proc varmax data=BM;
model Jamrud Nilam/p=3 dfest lagmax=20 minic=(p=5)
method=ls
print=(corry parcoef pcorr pcancorr roots);
output lead=6 out=BM1;
run;
proc print data=BM1;
run;

```

Lampiran 15. *Output* SAS Model VAR (3) Sebelum *Restrict*

Lampiran 15. *Output* SAS Model VAR (3) Sebelum *Restrict*
(Lanjutan)

	AICC(Corrected AIC)	14.47938
	HQC(Hannan-Quinn Criterion)	14.59468
	AIC(Akaike Information Criterion)	14.39284
	SBC(Schwarz Bayesian Criterion)	14.92234
	FPEC(Final Prediction Error Criterion)	1786066

Schematic Representation of Residual Cross Correlations

Variable/ Lag	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
Jamrud	++
Nilam	++

+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between

Portmanteau Test for Residual
Cross Correlations

To Lag	Chi-Square	DF	Prob> ChiSq
4	2.45	4	0.6534
5	6.15	8	0.6308
6	7.79	12	0.8014
7	9.02	16	0.9125
8	11.18	20	0.9415
9	14.07	24	0.9451
10	15.38	28	0.9741
11	18.52	32	0.9725
12	24.42	36	0.9287
13	31.73	40	0.8215
14	33.57	44	0.8733
15	34.34	48	0.9312
16	37.12	52	0.9407
17	38.74	56	0.9618
18	41.40	60	0.9680
19	48.11	64	0.9306
20	49.25	68	0.9578

Lampiran 16. *Syntax* SAS Model VAR (3) Setelah *Restrict*

```

data BM;
input Jamrud Nilam;
datalines;
88.590    174.983
177.001    193.440
94.042    189.510
168.762    144.760
222.310    217.764
249.497    206.112
215.826    206.152
      :      :
90.617    185.257
231.948    186.122
133.294    148.208
119.918    176.887
152.371    171.838
;
proc varmax data=BM;
model Jamrud Nilam/p=3 dfest lagmax=20 minic=(p=5)
method=ls
print=(corry parcoef pcorr pcancorr roots);
restrict AR(2,2,1)=0, AR(1,1,1)=0, CONST(1)=0,
AR(2,1,2)=0, AR(2,1,1)=0, AR(3,1,2)=0, AR(3,2,2)=0,
AR(3,2,1)=0, AR(2,2,2)=0;
output lead=6 out=BM1;
run;
proc print data=BM1;
run;

proc export data=WORK.ramalan
  outfile = 'D:TA\Output\VAR(3).xls'
  dbms = excel
  replace;
run;

```

Lampiran 17. *Output* SAS Model VAR (3) Setelah *Restrict*

The VARMAX Procedure

Model Parameter Estimates

Equation	Parameter	Estimate	Std Error	T Ratio	Prob> T	Variable
Jamrud	CONST1	0	0	.	.	1
	AR1_1_1	0	0	.	.	Jamrud(t-1)
	AR1_1_2	0.46623	0.09052	5.15	0.0001	Nilam(t-1)
	AR2_1_1	0	0	.	.	Jamrud(t-2)
	AR2_1_2	0	0	.	.	Nilam(t-2)
	AR3_1_1	0.34528	0.11946	2.89	0.0060	Jamrud(t-3)
Nilam	AR3_1_2	0	0	.	.	Nilam(t-3)
	CONST2	151.03781	25.07094	6.02	0.0001	1
	AR1_2_1	-0.14768	0.06570	-2.25	0.0297	Jamrud(t-1)
	AR1_2_2	0.29784	0.13046	2.14	0.0383	Nilam(t-1)
	AR2_2_1	0	0	.	.	Jamrud(t-2)
	AR2_2_2	0	0	.	.	Nilam(t-2)
	AR3_2_1	0	0	.	.	Jamrud(t-3)
	AR3_2_2	0	0	.	.	Nilam(t-3)

Information Criteria

AICC(Corrected AIC)	14.56361
HQC(Hannan-Quinn Criterion)	14.67891
AIC(Akaike Information Criterion)	14.47627
SBC(Schwarz Bayesian Criterion)	15.00657
FPEC(Final Prediction Error Criterion)	1943020

Schematic Representation of Residual Cross Correlations

Variable/ Lag	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
Jamrud	+
Nilam	+

+ is > 2*std error, - is < -2*std error, . is between

Portmanteau Test for Residual
Cross Correlations

To Lag	Chi- Square	DF	Prob> ChiSq
4	6.26	4	0.1807
5	8.92	8	0.3491
6	10.67	12	0.5571
7	11.27	16	0.7924
8	14.42	20	0.8886
9	17.21	24	0.8397
10	19.07	28	0.8961
11	21.59	32	0.9180
12	28.15	36	0.8219
13	36.15	40	0.6442
14	38.55	44	0.7037
15	39.29	48	0.8105
16	41.43	52	0.8532
17	44.27	56	0.8714
18	46.13	60	0.9061
19	50.69	64	0.8867
20	52.09	68	0.9236

SURAT KETERANGAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini menerangkan bahwa:

1. Mahasiswi Statistika FMIPA-ITS dengan identitas sebagai berikut:

Nama : Devi Lindasari
NRP : 1313100069

Telah melakukan pengambilan Data mengenai Bongkar Muat Non Petikemas pada Empat Terminal di Pelabuhan Indoneisa III (Persero) Cabang Tanjung Perak Surabaya Pada:

Divisi : Sistem Management, Kinerja Usaha dan TI

Data yang diambil dipergunakan untuk keperluan Tugas Akhir / Thesis Semester Gasal / Genap Tahun 2016/2017.

2. Demikian surat keterangan ini dibuat untuk dapat dipergunakan sebagaimana mestinya.

Surabaya, 09 JUN 2017

An . General Manager
Manager SDM & Umum
Ub.

Asman Sumber Daya Manusia



BIODATA PENULIS



Penulis memiliki nama lengkap Devi Lindasari atau biasa dipanggil dengan nama Devi. Lahir di Kota Malang pada tanggal 28 Mei 1995. Penulis adalah anak kedua dari dua bersaudara dari pasangan Bapak Kumanan dan Ibu Warni. Penulis menempuh pendidikan SD dan SMP di Pasuruan, yaitu SDN Wonosari 1 dan SMP Negeri 1 Tutur. Kemudian penulis menempuh pendidikan SMA di SMA Negeri 1 Lawang, Malang. Hingga akhirnya pada tahun 2013 penulis melanjutkan pendidikan di jenjang perguruan tinggi di jurusan Statistika ITS melalui jalur SNMPTN Undangan. Selama 4 tahun berkuliah di jurusan Statistika ITS, penulis juga aktif di beberapa organisasi, antara lain di Divisi *Professional Statistics* (PSt) HIMASTA-ITS 14/15 sebagai staf departemen analisis data, FORSIS-ITS 14/15 sebagai staf Departemen PPSDM, PSt HIMASTA-ITS 15/16 sebagai supervisor, dan FORSIS-ITS 15/16 sebagai staf ahli departemen kaderisasi. Segala kritik dan saran serta diskusi lebih lanjut mengenai Tugas Akhir ini dapat dikirimkan melalui *e-mail* devilindasari13@gmail.com atau nomor telepon 089621804240.

(halaman ini sengaja dikosongkan)